

TUGAS AKHIR – KS 141501

PENERAPAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK MERAMALKAN NILAI EKSPOR MIGAS DAN NON MIGAS DI INDONESIA

Nella Amalina

5212 100 173

Dosen Pembimbing

Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T

JURUSAN SISTEM INFORMASI

Fakultas Teknologi Informasi

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya 2016

FINAL PROJECT – KS 141501

***IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL NEURAL
NETWORK METHOD TO PREDICT OIL AND GAS
AND NON-OIL AND GAS EXPORT VALUE IN
INDONESIA***

Nella Amalina
5212 100 173

Academic Promotors

Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T

INFORMATION SYSTEMS DEPARTMENT
Information Technology Faculty
Sepuluh Nopember Institut of Technology
Surabaya 2016

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang senantiasa memberikan rahmat, kekuatan serta hidayahNya kepada penulis sehingga penulis dapat menyelesaikan buku tugas akhir yang berjudul : **“Penerapan Metode *Artificial Neural Network* Untuk Meramalkan Nilai Ekspor Migas dan Nonmigas di Indonesia”** dengan baik.

Selama pengerjaan tugas akhir ini, penulis menyadari bahwa tanpa bimbingan serta dukungan dari semua pihak, maka pembuatan tugas akhir ini tidak akan berjalan dengan lancar dan sesuai dengan yang diharapkan. Oleh karena itu, pada kesempatan kali ini, penulis akan menyampaikan ucapan terima kasih atas dukungan, bimbingan, bantuan, serta semangat yang telah diberikan, yaitu kepada :

1. Allah SWT yang telah senantiasa memberikan rahmat, kekuatan serta hidayahNya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir dengan baik dan lancar.
2. Orangtua penulis yang selalu setia memberikan doa serta dukungan kepada penulis. Kakak penulis Meta Hikmalia, yang tidak pernah henti-hentinya memberikan dukungan dan arahan kepada penulis.
3. Bapak Dr. Ir. Aris Tjahyanto, M.Kom., selaku Ketua Jurusan Sistem Informasi ITS selama penulis menjalani kuliah.
4. Bapak Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan dan dukungan kepada penulis dalam penyelesaian tugas akhir.
5. Bapak Tony Dwi Susanto, S.T., M.T., Ph.D selaku dosen wali yang selalu memberikan arahan kepada penulis selama penulis menempuh masa perkuliahan dan penelitian tugas akhir.
6. Seluruh dosen serta civitas akademik Jurusan Sistem Informasi ITS yang memberikan arahan dan bantuan kepada penulis.

7. Sahabat-sahabat terdekat penulis : Janice Gavril
Gumansalangi, Dea Andia, Desy Lasterina, Widya
Kartikasari, Daniswari, Putri Larasati, Annisa Tri Assari
yang selalu memberikan semangat, doa dan menemani
penulis selama pengerjaan tugas akhir.
8. Keluarga kedua penulis “PENTOL” yang terdiri dari :
Adnin, Arsyad, Deo, Dimas, Gera, Hari, Kiki, Krisna,
Lendy, Mangap, Nate, Odah, Oleg, Pram, Pras, Rafli,
Satya, Tera, Xylon, Alif, Dandy, Imran, Izza, Punto yang
tidak pernah berhenti memberikan semangat serta selalu
setia menemani penulis selama pengerjaan tugas akhir.
9. Seluruh sahabat dan teman-teman penulis yang tidak dapat
disebutkan namanya satu persatu, terima kasih atas
dukungan yang selalu diberikan agar penulis dapat
menyelesaikan tugas akhir.
10. Teman-teman SOLARIS yang tidak dapat disebutkan
namanya satu persatu, terima kasih atas dukungan yang
selalu diberikan agar penulis dapat menyelesaikan tugas
akhir.
11. Pihak-pihak lain yang telah mendukung dan membantu
dalam kelancaran penyelesaian tugas akhir penulis.

Penulis menyadari bahwa penyusunan tugas akhir ini masih jauh dari sempurna, untuk itu penulis meminta kritik, saran dan masukan yang bersifat membangun demi kesempurnaan penulisan dimasa yang akan datang. Akhir kata semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat kepada pembacanya.

Surabaya, Desember 2015

Penulis

LEMBAR PENGESAHAN

PENERAPAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK MERAMALKAN NILAI EKSPOR MIGAS DAN NON MIGAS DI INDONESIA

TUGAS AKHIR

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada
Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

Nella Amalina
5212 100 173

Surabaya, 2016

KETUA
JURUSAN SISTEM INFORMASI



Dr.Ir. Aris Tjahyanto M.Kom
NIP 19650310 199102 1 001

LEMBAR PERSETUJUAN

PENERAPAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK MERAMALKAN NILAI EKSPOR MIGAS DAN NON MIGAS DI INDONESIA

TUGAS AKHIR

Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer
pada
Jurusan Sistem Informasi
Fakultas Teknologi Informasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

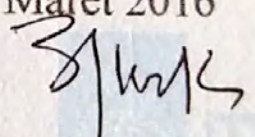
Oleh:

Nella Amalina
5212 100 173

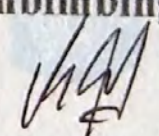
Disetujui Tim Penguji:

Tanggal Ujian: 14 Januari 2016
Periode Wisuda: Maret 2016

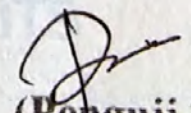
Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T


(Pembimbing 1)

Nisfu Asrul Sani, S.Kom, M.Sc


(Penguji 1)

Radityo Prasetyanto W., S.Kom, M.Kom


(Penguji 2)

PENERAPAN METODE *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK MERAMALKAN NILAI EKSPOR MIGAS DAN NON MIGAS DI INDONESIA

Nama Mahasiswa : Nella Amalina
NRP : 5212100173
Jurusan : Sistem Informasi FTIf – ITS
Dosen Pembimbing 1 : Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T

ABSTRAK

Kegiatan Ekspor merupakan kegiatan yang sudah tidak asing lagi di dunia, termasuk Indonesia. Ekspor adalah sebuah proses pengiriman barang atau komoditas dari Negara satu ke Negara yang lainnya. Dengan adanya kegiatan ekspor, maka akan memberikan manfaat yang besar bagi Indonesia yaitu sebagai penghasil devisa bagi Negara yang dapat meningkatkan pendapatan Negara. Selain itu adanya kegiatan ekspor juga dapat membantu perkembangan kegiatan industry di Indonesia. Namun kegiatan ekspor di Indonesia juga masih terdapat permasalahan yaitu tidak stabilnya ekspor yang dilakukan Indonesia yang berdampak menurunkan nilai devisa yang di dapatkan oleh Indonesia. Komoditas ekspor yang dilakukan Indonesia terdiri dari minyak bumi dan gas (Migas) dan Non migas.

Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat berdasarkan grafik nilai ekspor Indonesia sejak Januari 2013-Januari 2015, dapat dilihat bahwa nilai ekspor Indonesia pada sektor migas maupun non migas mengalami kenaikan dan juga penurunan.

Berdasarkan permasalahan yang terkait diatas, diperlukannya peramalan terhadap nilai dari komoditas ekspor yang dilakukan Indonesia untuk membantu pihak pemerintah mengetahui devisa yang akan diperoleh oleh Indonesia, sehingga pemerintah dapat menentukan kebijakan untuk

melakukan pengembangan. Untuk melakukan peramalan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia., metode yang digunakan penulis adalah metode Artificial Neural Network.

Kata Kunci : Peramalan, Ekspor Komoditi, Artificial Neural Network.

IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHOD TO PREDICT OIL AND GAS AND NON-OIL AND GAS EXPORT VALUE IN INDONESIA

Student Name : Nella Amalina
NRP : 5212100173
Department : Information System FTIf – ITS
Supervisor 1 : Edwin Riksakomara, S.Kom, M.T

ABSTRACT

Export is an activity that is commonly practiced in trading activities in the world, including in Indonesia. Export is a delivery commodities from one State to another State. With the export activity, it will provide great benefits for Indonesia, as a source of foreign exchange earnings for the State that can increase the income of the State. Furthermore, the export activity can improve the development of industrial activities in Indonesia. However, export activity in Indonesia still had a problem, which is many unstable exports by Indonesia which lowered the value of the foreign exchange profit made by Indonesia. Exporting by Indonesia consists of many commodities, for example oil and gas and Non-oiland gas.

Badan Pusat Statistik (BPS) recorded by the graph the value of Indonesia's exports since January 2013 until January 2015, it can be seen that the value of Indonesian exports in oil and non-oil sector increased and decreased.

Based on the problems related above, the need for the forecasting of the value of commodity exports by Indonesia to help the government determine that foreign exchange will be obtained by Indonesia, so that the government can define policies for development. For forecasting the value of oil and non-oil exports in Indonesia., The method used by the author is the method of Artificial Neural Network.

Keywords: Forecasting, Export Commodity, Artificial Neural Network.

DAFTAR ISI

ABSTRAK	v
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Perumusan Masalah	2
1.3. Batasan Masalah	3
1.4. Tujuan	3
1.5. Manfaat	3
1.6. Relevansi	4
1.7. Target Luaran	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1. Studi Sebelumnya	7
2.2. Dasar Teori	9
2.2.1. Ekspor	9
2.2.2. Sektor Ekspor Indonesia	10
2.2.3. Forecasting	11
2.2.4. <i>Artificial Neural Network</i>	13
2.2.5. Arsitektur Jaringan <i>Artificial Neural Network</i>	14
2.2.6. Fugsi Aktivasi	14
2.2.7. Bobot dan Bias	18
2.2.8. Metode Backpropagation	19
2.2.8.1. Arsitektur Backpropagation	20
2.2.8.2. Pelatihan Backpropagation	20
2.2.9. Algoritma Pembelajaran <i>Backpropagation</i>	21
2.2.10. Uji Performance Model Peramalan	25
BAB III METODOLOGI	27
3.1. Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir	27
3.1.1. Studi Literatur	29
3.1.2. Persiapan Data	29
3.1.3. Pengembangan Model	29
3.1.4. Forecasting	30
3.1.5. Analisis Hasil Peramalan	31
3.1.6. Dokumentasi	31

BAB IV PERANCANGAN	33
4.1. Pengumpulan Data	33
4.2. Persiapan Data.....	33
4.2.1 Uji Validitas	33
4.2.2. Uji Reliabilitas.....	34
4.3. Penetapan Variabel	36
4.4. Persiapan Perancangan Model <i>Artificial Neural Network</i>	41
BAB V IMPLEMENTASI	45
5.1. Pemrosesan Data	45
5.2. Normalisasi/ <i>Pre-processing</i>	46
5.3. Perancangan Model Artificial Neural Network	46
5.4. Proses Pelatihan (<i>Training</i>).....	47
5.5. Simulasi dan Denormalisasi/ <i>Postprocessing</i>	48
5.6. <i>Testing</i>	49
BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN.....	53
6.1. Hasil Proses <i>Training</i>	53
6.1.1. Hasil <i>Training</i> Nilai Ekspor Nonmigas di Indonesia	53
6.1.2. Hasil <i>Training</i> Nilai Ekspor Migas di Indonesia.....	54
6.2. Penggambaran Model Artificial Neural Network	55
6.2.1. Model ANN Untuk Nilai Ekspor Migas di Indonesia	55
6.1.2. Model ANN Untuk nilai ekspor Nonmigas di Indonesia	56
6.3.1. Hasil <i>Testing</i> Nilai Ekspor Nonmigas di Indonesia	58
6.3.2. Hasil <i>Testing</i> Nilai Ekspor Migas di Indonesia.....	59
6.4. Penentuan Parameter Model Artificial Neural Network.....	60
6.4.1. Uji Coba Parameter Untuk Nilai Ekspor Nonmigas di Indonesia.....	61
6.4.2. Uji Coba Parameter Untuk Nilai Ekspor Migas di Indonesia	61
6.5. Prediksi Nilai Ekspor di Indonesia Dengan Model <i>Artificial Neural Network</i>	61
6.5.1. Prediksi Nilai Ekspor Nonmigas Di Indonesia.....	62

6.5.2. Prediksi Nilai Ekspor Migas Di Indonesia.....	63
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN	67
7.1. Kesimpulan	67
7.2. Saran	68
DAFTAR PUSTAKA	71
BIODATA PENULIS	73
LAMPIRAN A	1
LAMPIRAN B	211
1. Uji Parameter Nilai Ekspor Migas.....	211
2. Uji Parameter Nilai Ekspor Nonmigas	10

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Fungsi identitas.....	15
Gambar 2.2 Fungsi tangga binary.....	16
Gambar 2.3 Fungsi symetric hard limit	16
Gambar 2.4 Fungsi sigmoid binary	17
Gambar 2.5 Fungsi Sigmoid Bipolar.....	17
Gambar 2.6 Fungsi invers sigmoid bipolar	18
Gambar 3.1 Metodologi.....	28
Gambar 3.2 Arsitektur ANN	30
Gambar 4.1 Proses Data Masukan.....	42
Gambar 4.2 Proses Data Hasil Peramalan	42
Gambar 6.1 Model ANN 12-10-1.....	56
Gambar 6.2 Model ANN 12-15-1.....	57
Gambar 6.3 Grafik perbandingan nilai aktual dengan prediksi nonmigas.....	63
Gambar 6.4 Grafik perbandingan nilai aktual dengan prediksi migas	65

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Referensi Penelitian 1	7
Tabel 2.2 Referensi Penelitian 2	8
Tabel 2.3 Referensi Penelitian 3	9
Tabel 2.4 Komoditi Nonmigas	11
Tabel 4.1 Range nilai KMO	34
Tabel 4.2 KMO and Bartlett's Test.....	34
Tabel 4.3 Skala nilai reliabel.....	35
Tabel 4.4 Hasil uji reabilitas	35
Tabel 4.5 Statistik reabilitas	35
Tabel 4.6 Data nilai ekspor	36
Tabel 4.7 Variabel X	37
Tabel 4.8 Variabel Y	37
Tabel 4.9 Variabel nilai X migas	38
Tabel 4.10 Variabel nilai Y migas	38
Tabel 4.11 Variabel nilai X nonmigas	39
Tabel 4.12 Variabel nilai Y nonmigas	40
Tabel 4.13 Rancangan arsitektur ANN	41
Tabel 5.1	46
Tabel 6.1 Nilai MAPE nonmigas	53
Tabel 6.2 Nilai MAPE migas	54
Tabel 6.3 Perbandingan nilai aktual dengan prediksi nonmigas	58
Tabel 6.4 Perbandingan nilai aktual dengan prediksi migas ..	59
Tabel 6.5 Hasil uji parameter untuk nilai ekspor nonmigas ...	61
Tabel 6.6 Hasil uji parameter untuk nilai ekspor migas	61
Tabel 6.7 Hasil prediksi nilai ekspor nonmigas	62
Tabel 6.8 Hasil prediksi nilai ekspor migas	63
Tabel A.1 Data aktual nilai migas dan nonmigas.....	1
Tabel B.1 Hasil uji parameter nilai ekspor migas	211
Tabel B.2 Hasil uji parameter nilai ekspor nonmigas	10

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

Dalam bab ini, akan dipaparkan mengenai latar belakang masalah, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan tugas akhir, manfaat tugas akhir, dan relevansi tugas akhir dengan bidang keilmuan sistem informasi.

1.1. Latar Belakang

Di dalam suatu Negara terbatasnya sumber daya merupakan hal yang sangat riskan. Hal tersebut menjadi salah satu penyebab terjadinya perdagangan internasional, dimana suatu Negara yang memiliki kekayaan sumber daya dapat mengolah sumber daya tersebut dan hasilnya dapat digunakan untuk perdagangan internasional. Perdagangan internasional ini dapat berupa kegiatan ekspor. Kegiatan Ekspor merupakan kegiatan yang sudah tidak asing lagi di dunia, termasuk Indonesia. Ekspor adalah sebuah proses pengiriman barang atau komoditas dari Negara satu ke Negara yang lainnya [1].

Kegiatan ekspor di Indonesia telah menjadi hal yang sangat penting. Karena dengan dilakukannya kegiatan ekspor, maka akan memberikan manfaat yang besar bagi Indonesia yaitu sebagai penghasil devisa bagi Negara yang dapat meningkatkan pendapatan Negara [2]. Selain itu adanya kegiatan ekspor juga dapat membantu perkembangan kegiatan industry di Indonesia. Namun kegiatan ekspor di Indonesia juga masih terdapat permasalahan yaitu tidak stabilnya ekspor yang dilakukan Indonesia yang berdampak menurunkan nilai devisa yang di dapatkan oleh Indonesia. Selain itu, masalah lain yaitu pada faktor keamanan barang dan jasa ekspor tersebut yang menjadikan kendala dalam proses produksi dan distribusi industry.

Di Asia, Indonesia termasuk dalam salah satu Negara pengeksport terbesar. Kegiatan ekspor dapat dilakukan oleh Indonesia dengan modal utama yaitu kekayaan alam yang dimiliki Indonesia. Komoditas ekspor yang dilakukan

Indonesia terdiri dari minyak bumi dan gas (Migas) dan Non migas. Terdapat sepuluh komoditi ekspor utama Indonesia yaitu Tekstil dan Produk Tekstil (TPT), Elektronik, Karet dan Produk Karet, Sawit, Produk Hasil Hutan, Alas Kaki, Otomotif, Udang, Kakao dan Kopi [3]. Adapun sejumlah negara yang dijadikan Indonesia sebagai tujuan ekspor antara lain Amerika Serikat, Jerman, Jepang, Cina, Taiwan, dan Australia [4].

Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat berdasarkan grafik nilai ekspor Indonesia sejak Januari 2013-Januari 2015, dapat dilihat bahwa nilai ekspor Indonesia pada sektor migas maupun non migas mengalami kenaikan dan juga penurunan. Jika dicermati dengan baik, perubahan yang terjadi dalam sektor migas tidak terlalu signifikan yaitu hanya berada di kisaran US\$3000 juta. Sedangkan dalam sektor non migas perubahannya di kisaran 12.000US\$ juta sampai dengan US\$13.000 juta [5].

Peramalan terhadap nilai dari komoditas ekspor yang dilakukan Indonesia ke beberapa Negara di dunia merupakan salah satu hal yang dapat membantu pihak pemerintah untuk mengetahui devisa yang akan diperoleh oleh Indonesia, sehingga pemerintah dapat menentukan kebijakan untuk melakukan pengembangan Indonesia dalam bidang pembangunan, perekonomian, dan perdagangan. Maka untuk melakukan peramalan terhadap nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia pada masa yang akan datang dibutuhkan metode yang tepat. Dengan berdasarkan pada permasalahan yang telah dijabarkan, metode yang digunakan penulis adalah metode Artificial Neural Network. Dimana dengan menggunakan metode tersebut diharapkan dapat membantu pihak pemerintah untuk mengetahui nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia.

1.2. Perumusan Masalah

Adapun rumusan masalah yang terkait dalam tugas akhir ini adalah :

1. Bagaimana membangun model peramalan yang tepat untuk meramalkan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia ?
2. Bagaimana hasil dari peramalan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia dengan menggunakan metode Artificial Neural Network?

1.3. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Data yang digunakan merupakan data nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia yang diambil dari situs badan pusat statistik.
2. Data yang digunakan untuk melakukan peramalan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia berupa data dalam periode bulanan yaitu hanya dalam rentang waktu Januari 2005 sampai dengan Desember 2014.
3. Perangkat lunak yang digunakan untuk melakukan peramalan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia adalah MATLAB.
4. Metode yang digunakan untuk melakukan peramalan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia adalah metode Neural Network Back Propagation.

1.4. Tujuan

Adapun tujuan yang akan dicapai dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Dapat membangun model yang tepat untuk meramalkan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia.
2. Dapat mengetahui hasil peramalan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia menggunakan metode *Artificial Neural Network*.

1.5. Manfaat

Dalam pengerjaan tugas akhir ini terdapat manfaat yang akan diperoleh, yaitu sebagai berikut :

a. Bagi Penulis

Dapat menambah ilmu pengetahuan mengenai prediksi nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia. Dan juga dapat mempraktikkan ilmu yang telah diperoleh selama perkuliahan terkait dengan peramalan dalam dunia nyata.

b. Bagi Pemerintah

- Dalam cakupan tugas akhir :
Memberikan informasi terkait dengan peramalan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia.
- Dalam cakupan diluar tugas akhir :
Setelah pemerintah mengetahui hasil peramalan nilai ekspor, pemerintah dapat mengetahui devisa yang akan diperoleh oleh Indonesia. Dan jika pemerintah telah mengetahui devisa yang di peroleh oleh Indonesia, pemerintah dapat menentukan kebijakan untuk melakukan pengembangan Indonesia dalam bidang pembangunan, perekonomian, dan perdagangan.

1.6. Relevansi

Tugas Akhir ini disusun oleh penulis sebagai syarat kelulusan Sarjana di Jurusan Sistem Informasi ITS. Tugas akhir ini relevan dengan salah satu bidang minat di Jurusan Sistem Informasi yaitu pada laboratorium Rekayasa Data dan Intelegensia Bisnis. Dimana focus minatnya yaitu pada Intelligent System yang terkait dengan Artificial Intelligence. Adapun penelitian yang terkait dengan Artificial Intelligence antara lain seperti *Expert System*, *Fuzzy Logic*, *Artificial Neural Network*.

1.7. Target Luaran

Adapun target luaran yang didapat dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah sebagai berikut :

1. Model peramalan untuk nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia menggunakan metode *Artificial Neural Network*.
2. Hasil peramalan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia menggunakan metode *Artificial Neural Network*.
3. Laporan Tugas Akhir berupa Buku Tugas Akhir.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Pada bab tinjauan pustaka ini akan dilakukan pembahasan terkait dengan Penelitian sebelumnya yang berhubungan dengan tugas akhir dan juga dasar-dasar teori yang digunakan dalam proses pembuatan tugas akhir ini.

2.1. Studi Sebelumnya

Pada pengerjaan tugas akhir ini, terdapat beberapa penelitian yang berkaitan dengan tugas akhir penulis. Dimana penelitian sebelumnya ini menggunakan metode yang sama dengan penulis. Berikut ini rincian terkait informasi mengenai penelitian yang ada sebelumnya :

2.1.1. Penelitian 1

Tabel 2.1 Referensi Penelitian 1

Judul Penelitian	<i>Peramalan Data Nilai Ekspor Non Migas Indonesia Ke Wilayah ASEAN Menggunakan Model EGARCH</i>
Identitas Penelitian	Adi Santo Prasetyo, Swasono Rahardjo (2013)
Tujuan Penelitian	Menentukan ramalan terhadap nilai hasil ekspor non migas Indonesia ke wilayah ASEAN.
Hasil Penelitian	<p>Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Model deret waktu linear terbaik data adalah Arima (1,1,1) 2. Model EGARCH terbaik adalah EGARCH (1,1) 3. Persentase kesalahan data hasil ramalan dengan data yang sebenarnya relatif kecil yaitu 0.0249 untuk peramalan data ke-71 dan 0.1428 untuk peramalan data ke-72.

Kelebihan Penelitian	Tahapan dalam melakukan pemodel cukup jelas sehingga pembaca dapat paham alur dari pembuatan model yang dilakukan penulis.
Kekurangan Penelitian	Pada proses pengujian model, tidak dijelaskan secara berurut.
Keterkaitan dengan Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> • Topik penelitian yang dilakukan terkait kegiatan ekspor non migas di Indonesia. • Metode penelitian yang digunakan dapat menjadi perbandingan dengan metode yang akan dilakukan.

2.1.2. Penelitian 2

Tabel 2.2 Referensi Penelitian 2

Judul Penelitian	<i>Penerapan Model Neural Network Backpropagation Untuk Prediksi Harga Ayam</i>
Identitas Penelitian	Nanik Susanti (2014)
Tujuan Penelitian	Untuk memprediksi harga ayam.
Hasil Penelitian	<p>Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Arsitektur jaringan 4-10-1, yakni 1 lapisan <i>input</i> dengan 4 <i>neuron</i>, 1 lapisan <i>hidden</i> dengan 10 <i>neuron</i> dan 1 lapisan <i>output</i> dengan 1 <i>neuron</i>.
Kelebihan Penelitian	Peneliti menjelaskan seluruh hasil evaluasi dan validasi nilai error.
Kekurangan Penelitian	Keseluruhan metode penelitian yang dilakukan tidak lengkap.
Keterkaitan dengan Penelitian	Metode penelitian yang digunakan sama yaitu dengan <i>Neural Network Backpropagation</i>

2.1.3. Penelitian 3

Tabel 2. 3 Referensi Penelitian 3

Judul Penelitian	<i>Peramalan Time Series Saham Menggunakan Backpropagation Neural Network Berbasis Algoritma Genetika</i>
Identitas Penelitian	Fais Al Huda (2013)
Tujuan Penelitian	Untuk meramalkan saham dengan menggunakan backpropagation ANN.
Hasil Penelitian	<p>Dari penelitian ini didapatkan hasil sebagai berikut :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Nilai error pada perbandingan peluang mutasi dan crossover 2. Nilai error pada perbandingan jumlah populasi dan jumlah generasi 3. Nilai error pada perbandingan learning rate dan momentum 4. Tingkat akurasi BPNN
Kelebihan Penelitian	Seluruh tahapan pengerjaan mulai dari pembuatan model sampe evaluasi error dijelaskan secara urut dan mudah dipahami.
Kekurangan Penelitian	Tidak adanya lampiran hasil ramalan yang dilakukan terhadap nilai saham, lebih banyak focus pada validasi error.
Keterkaitan dengan Penelitian	Metode penelitian yang digunakan sama yaitu dengan <i>Neural Network Backpropagation</i>

2.2. Dasar Teori

2.2.1. Ekspor

Pengertian Ekspor barang pada umumnya adalah kegiatan mengeluarkan atau mengirim barang ke luar negeri, biasanya

dalam jumlah besar untuk tujuan perdagangan. Dimana ekspor ini merupakan kegiatan penjualan komoditi yang dimiliki sebuah Negara negara asing dengan mengharap pembayaran dalam valuta asing, serta melakukan komunikasi dengan memakai bahasa asing (Amir MS, 2000 : 1). Adapun tujuan ekspor (Sarjiyanto, SE, 2012 :1) yaitu sebagai berikut :

- Untuk meningkatkan keuntungan perusahaan atau Negara
- Untuk membuka pasar baru di luar negeri
- Agar dapat terbiasa dalam bersaing di dalam pasar internasional

2.2.2. Sektor Ekspor Indonesia

Di Indonesia kegiatan ekspor ada di dalam dua sektor. Dimana sektor tersebut adalah sektor minyak, gas (Migas) dan Non Migas. Menurut data Badan Pusat Statatistik tahun 2011 telah terjadi pergeseran komoditi ekspor di Indonesia, yaitu pergeseran menurut jenis komoditi eksponya [6]. Jika pada periode sebelumnya komoditi ekspor Indonesia yang lebih unggul adalah sektor minyak dan gas (migas), tetapi pada saat ini beralih pada sektor non migas. Sekitar 80 % ekspor Indonesia adalah barang-barang non migas [6].

2.2.2.1. Sektor Migas

Dalam sektor migas, Indonesia memiliki komoditi yaitu minyak mentah dan gas. Minyak dan gas merupakan sumber energi dan bahan bakar utama di dunia [2]. Adapun komoditi yang termasuk dalam sektor migas [7] adalah sebagai berikut :

1. Minyak Mentah
2. Hasil Minyak
3. Gas

2.2.2.2. Non Migas

Sektor Non Migas adalah sektor yang meliputi komoditi selain dari minyak dan gas [2]. Adapun komoditi yang termasuk pada sektor non migas [4] adalah sebagai berikut:

Tabel 2. 4 Komoditi Nonmigas

Kelompok Produk Komoditi Sektor Non Migas	Contoh Komoditi
Tambang Non Migas	Batubara, Emas, Perak, Tembaga, Nikel, Bauksit
Hasil Perkebunan dan Pertanian	Karet, Kopi, Kelapa Sawit, Cengkeh, The, Lada, Kina, Tembakau , Cokelat, Kacang- kacangan, Buah-buahan
Hasil Hutan	Kayu , Rotan, Mangrove
Hasil Peternakan	Daging Sapi, Daging Ayam
Hasil Perikanan	Ikan tuna, Cakalang, Udang , Bandeng
Hasil Pertambangan	Timah, Alumunium, Batu bara, Tembaga, Emas
Hasil Industri	Semen, Pupuk, Tekstil, Pakaian Jadi, Besi dan Baja

2.2.3. Forecasting

2.2.3.1. Teori Peramalan

Peramalan (Forecasting) adalah sebuah prediksi untuk melakukan perkiraan mengenai apa yang akan terjadi di masa yang akan datang [8]. Melakukan peramalan berarti memperkirakan nilai-nilai variable yang berdasarkan pada nilai yang ada pada variable itu sendiri atau variable yang saling berhubungan. Melakukan peramalan juga dapat dipengaruhi pada keahlian judgment, yang selanjutnya dipengaruhi oleh data histori dan pengalaman [9].

2.2.3.2. Jenis – Jenis Peramalan

Terdapat banyak jenis-jenis peramalan yang dibedakan dilihat dari beberapa aspek. Untuk peramalan yang dilihat dari jangka waktu peramalannya terdapat tiga kategori menurut Heizer and Reder, 1996, yaitu sebagai berikut :

1. Peramalan dalam jangka waktu yang pendek, dimana peramalan ini berjangka waktu kurang dari tiga bulan.
2. Peramalan dalam jangka waktu menengah, dimana peramalan ini berjangka waktu antara tiga bulan hingga tiga tahun.
3. Peramalan dalam jangka waktu yang panjang, dimana peramalan ini berjangka waktu lebih dari tiga tahun.

Tetapi jika dilihat dari aspek lain yaitu dari sifat ramalan yang telah disusun, maka peramalan dapat dibagi menjadi dua, yaitu sebagai berikut :

1. Peramalan Kualitatif

Peramalan kualitatif adalah peramalan yang dilakukan dengan acuan terhadap data kualitatif masa lalu berdasarkan pengetahuan dan pengalaman dari pelaku [10]. Terdapat dua metode yang termasuk dalam metode kuantitatif, yaitu sebagai berikut :

- Metode Eksploratif
- Metode Normatif

2. Peramalan Kuantitatif

Peramalan kuantitatif adalah peramalan peramalan yang dilakukan dengan acuan terhadap data kuantitatif histori pada periode sebelumnya. Dalam melakukan peramalan kuantitatif maka harus dalam tiga kondisi [10] sebagai berikut:

- a. Terdapat informasi mengenai keadaan masa lalu.
- b. Informasi yang ada dapat dikuantifikasikan dalam bentuk data numeric/angka.

- c. Di dalam beberapa aspek, dapat diasumsikan bahwa pola masa lalu akan terus berkelanjutan pada masa yang akan datang.

Pada peramalan kuantitatif terdapat dua model [10], yaitu sebagai berikut :

- a. Model deret berkala (time series), dimana model ini didasari atas penggunaan analisis pola keterkaitan variable yang akan diperkirakan dengan variable waktu yang di sebut deret waktu. Model deret berkala ini terdiri dari beberapa metode, yaitu sebagai berikut : Pemulusan eksponensial dan rata-rata bergerak, Regresi, dan Box – Jenkins.
- b. Model kausal, dimana model ini didasari oleh penggunaan analisis pola keterkaitan antara variable lain yang saling mempengaruhi (sebab-akibat).

2.2.4. *Artificial Neural Network*

Artificial Neural Network adalah sebuah system saraf selular fisik yang dapat memperoleh, menyimpan dan menggunakan pengetahuan yang telah di dapat dari pengalaman [11]. ANN merepresentasikan buatan dari otak manusia yang selalu melakukan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. dalam ANN terdapat 3 elemen yang berperan penting [12], yaitu sebagai berikut :

- 1. Arsitektur jaringan beserta hubungan antar neuron
- 2. Algoritma pembelajaran yang berfungsi untuk penggunaan penemuan bobot-bobot jaringan.
- 3. Fungsi dari aktivasi yang digunakan.

Dalam ANN, model neuron terdiri dari 3 bagian, yaitu sebagai berikut ini :

- 1. Synapsis (Jalur Penghubung) antara neuron yang memiliki bobot tiap synapsis mempunyai indeks

- untuk menunjukan input yang mana yang akan diproses untuk menjadi output.
- 2. Summing Unit untuk melakukan perhitungan terhadap total output.
- 3. Activation Function untuk membatasi output.

2.2.5. Arsitektur Jaringan *Artificial Neural Network*

Di dalam jaringan saraf tiruan, neuron-neuron dikelompokkan dalam lapisan-lapisan (*layers*). Arsitektur dari ANN dibagi menjadi 3 macam, yaitu sebagai berikut :

1. Jaringan Syaraf Dengan Lapisan Tunggal (Single Layer Net), dimana lapisan tunggal ini hanya terdapat satu lapisan dengan bobot yang terhubung. Jaringan tersebut menerima input melalui lapisan tersembunyi. Bisa dikatakan ciri-ciri dari lapisan ini adalah memiliki satu lapisan input dan satu lapisan output.
2. Jaringan Syaraf Dengan Banyak Lapisan (Multi Layer Net), dimana jaringan ini memiliki banyak lapisan dan satu atau lebih lapisan terletak di antara lapisan input dan lapisan output. Jaringan yang memiliki lapisan banyak ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih rumit dibandingkan dengan lapisan tunggal.
3. Jaringan Syaraf Dengan Lapisan Kompetitif (Competitive Layer), dimana lapisan ini memiliki perbedaan dengan lapisan lain yang mana antar neuron saling dihubungkan. Jaringan ini disebut dengan *feedback loop* dikarenakan outputnya ada yang memberikan informasi terhadap tiap inputnya.

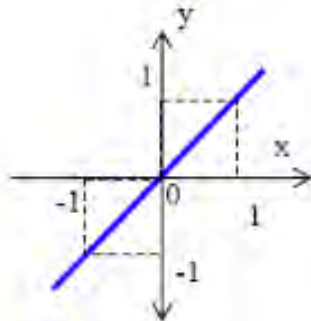
2.2.6. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan suatu fungsi yang akan mentransformasikan suatu inputan menjadi suatu output tertentu. Pada jaringan saraf tiruan suatu informasi akan diterima oleh inputan. Inputan ini akan diproses melalui suatu fungsi perambatan. Fungsi aktivasi pada jaringan backpropagation harus mempunyai beberapa karakteristik

penting, berlanjut, dapat dibedakan, dan tidak meningkat secara monoton. Demi keefisiensi komputasi, diharapkan turunan dari fungsi tersebut mudah untuk dikomputasikan. Fungsi diharapkan memenuhi pendekatan nilai maksimum dan nilai minimum. Fungsi-fungsi aktivasi yang umum digunakan menurut Fausett [13] adalah:

1. Fungsi Identitas

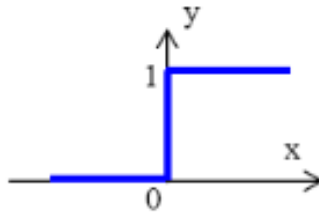
Fungsi identitas disebut juga sebagai fungsi linear. Fungsi linear memiliki nilai output yang sama dengan nilai inputnya. $y = x$. Fungsi ini biasanya digunakan pada unit input untuk memberi nilai awal harga setiap unitnya.



Gambar 2.1 Fungsi identitas

2. Fungsi Tangga Binary

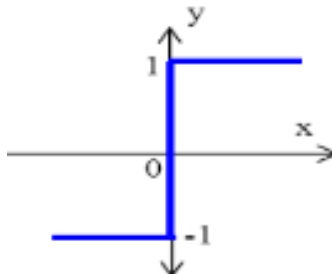
Fungsi tangga *binary* atau Fungsi *Hard Limit Neural network* berlapis tunggal sering menggunakan fungsi tangga untuk mengkonversi unit input, di mana nilai variabelnya bersifat kontinu yang menghasilkan nilai output bernilai biner (yaitu 1 atau 0) atau bipolar (1 atau -1). Fungsi tangga *binary* ini juga dikenal sebagai fungsi Threshold atau fungsi *heaviside*.



Gambar 2. 2 Fungsi tangga binary

3. Fungsi Symetric Hard Limit

Berfungsi mengkonversikan input dari suatu variabel yang bernilai kontinyu ke suatu output berupa nilai 1,0 atau -1.

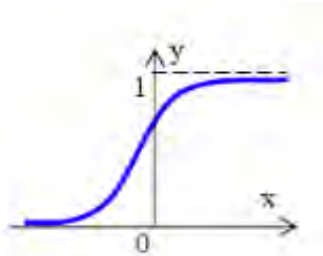


Gambar 2.3 Fungsi symetric hard limit

4. Fungsi Sigmoid Binary

Fungsi sigmoid (kurva dengan bentuk S) adalah fungsi aktivasi yang berguna. Fungsi sigmoid yang umum adalah fungsi logistic dan fungsi tangent *hyperbolic*. Kedua fungsi ini bermanfaat khususnya untuk penggunaan neural network karena hubungan yang sederhana antara nilai fungsi pada sebuah point dan nilai dari derivatif pada point itu mengurangi hambatan komputasi selama training. Untuk fungsi logistik yang memiliki range 0 sampai 1, sering di gunakan untuk menghasilkan output yang

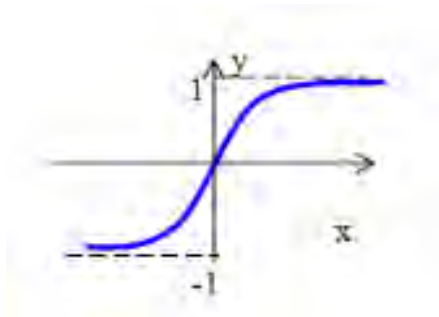
diinginkan bernilai binary atau berada pada interval 0 dan 1. Fungsi dengan range ini juga dikenal dengan binary sigmoid.



Gambar 2.4 Fungsi sigmoid binary

5. Fungsi Sigmoid Bipolar

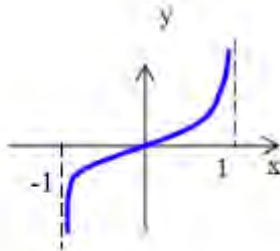
Fungsi sigmoid bipolar adalah fungsi logistik yang memiliki range output dari -1 sampai 1. Fungsi bipolar sigmoid erat kaitannya dengan fungsi tangent hyperbolic, yang sering juga di gunakan sebagai fungsi aktivasi ketika range output yang diinginkan bernilai -1 sampai dengan 1.



Gambar 2.5 Fungsi Sigmoid Bipolar

6. Fungsi Invers Sigmoid Bipolar

Fungsi merupakan invers Sigmoid Bipolar umum dipakai untuk recurrent network misal model jaringan Hopfield (Haykin,1999).



Gambar 2. 6 Fungsi invers sigmoid bipolar

2.2.7. Bobot dan Bias

Pemilihan bobot dan bias akan mempengaruhi apakah jaringan mencapai error minimum global atau error minimum lokal, dan bagaimana mengatasinya dengan cepat. Pembaharuan bobot antara dua unit bergantung pada turunan aktivasi fungsi unit di atasnya dan aktivasi fungsi unit dibawahnya. Dalam hal ini, sangat penting menghindari pemilihan bobot dan bias yang membuat fungsi aktivasi atau turunannya mendekati nol. Nilai inisialisasi bobot tidak dapat terlalu besar atau sinyal input terhadap unit tersembunyi atau unit output akan jatuh diwilayah dimana turunan fungsi sigmoid mempunyai nilai yang sangat kecil. Dengan kata lain, jika inisialisasi bobot terlalu kecil, input jaringan terhadap unit tersembunyi dan unit output akan mendekati nol dan menyebabkan proses pembelajaran yang sangat lambat.

Prosedur yang umum untuk menginisialisasi bobot dan bias adalah dengan membuat nilai acak dengan range -0,5 dan 0,5 atau -1 dan 1 atau interval lain yang sesuai. Nilai bobot mungkin saja positif atau negative karena nilai akhirnya

setelah pelatihan dapat berubah tanda. Modifikasi sederhana untuk inisialisasi acak dikembangkan oleh Nguyen dan Widrow.

Pada inisialisasi Nguyen dan Widrow, modifikasi inisialisasi bobot secara acak biasanya menghasilkan pelatihan yang lebih cepat. Pendekatannya berdasarkan analisis geometris respon neuron tersembunyi terhadap sebuah input, analisis dilanjutkan pada kasus untuk beberapa input dengan menggunakan transformasi Fourier. Bobot dari unit tersembunyi terhadap unit output (dan bias pada unit output) diinisialisasi dengan acak antara nilai -0.5 dan 0.5.

Inisialisasi bobot dari unit input ke unit tersembunyi dirancang untuk meningkatkan kemampuan unit tersembunyi untuk belajar diselesaikan dengan mendistribusikan bobot dan bias sehingga untuk setiap pola input berada dalam rentang dimana neuron tersembunyi akan belajar dengan cepat.

2.2.8. Metode Backpropagation

Metode *Backpropagation* adalah sebuah metode sistematis jaringan saraf tiruan yang menggunakan algoritma pembelajaran terawasi (*Supervised Learning*) dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak layer lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang ada pada lapisan tersembunyinya. Pada *Backpropagation* pelatihan yang digunakan adalah jenis terkontrol dimana menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mencapai nilai kesalahan yang minimum antara keluaran hasil prediksi dengan keluaran yang nyata.

Adapun 3 langkah untuk melakukan pelatihan pada *Backpropagation*, yaitu sebagai berikut :

1. Langkah maju (*feedforward*) dari pola pelatihan input,
2. Langkah mundur (*backpropagation*) dari *error* yang terhubung,
3. Dan penyesuaian bobot-bobot.

2.2.8.1. Arsitektur Backpropagation

Pada jaringan Backpropagation terdapat neuron yang ada didalam satu atau lebih lapisan tersembunyi (hidden layer). Neuron tersebut berada pada lapisan input (input layer) yang terhubung dengan neuron pada hidden layer, lalu neuron hidden layer akan terhubung pada neuron di output layer.

Adapun jaringan saraf tiruan *Backpropagation* terdiri dari beberapa lapisan, yaitu sebagai berikut :

1. *Input Layer*

Input layer sebanyak 1 lapis yang terdiri dari neuron-neuron *input*, mulai dari neuron *input* pertama sampai neuron *input* ke- n . Dalam hal ini input layer akan merepresentasikan keadaan yang akan melakukan pelatihan pada jaringan.

2. *Hidden Layer*

Hidden layer terdiri dari beberapa neuron tersembunyi mulai dari neuron tersembunyi awal sampai neuron tersembunyi ke- n . Pada *Hidden layer* terdapat beberapa aturan metode yang dapat digunakan untuk menentukan jumlah neuron yang akan digunakan pada *hidden layer*. Menurut Haykin (1999) jumlah *hidden* neuron 2 sampai dengan 9 sudah dapat menghasilkan hasil yang baik dalam jaringan, namun pada dasarnya jumlah *hidden* neuron yang digunakan dapat berjumlah sampai dengan tak berhingga (\sim).

3. *Output Layer*

Secara umum hampir sama dengan lapisan masukan dan tersembunyi, *output layer* berjumlah satu lapis yang terdiri dari neuron-neuron *output* mulai dari neuron *output* pertama sampai neuron *output* ke- n . Jumlah dari neuron *output* tergantung dari tipe dan performa dari jaringan saraf itu sendiri.

2.2.8.2. Pelatihan Backpropagation

Terdapat tiga fase pelatihan dari *backpropagation*, yaitu sebagai berikut :

1. Fase I : Propagasi Maju (*Feedforward*)
Di fase ini pola masukan dihitung maju mulai dari *input layer* hingga *output layer* menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan.
2. Fase II : Propagasi Mundur
Selisih antar target yang akan dicapai dengan hasil keluaran merupakan *error*. *Error* yang terjadi itu dipropagasi mundur, dimulai dari jaringan yang berhubungan di unit-unit *output layer*.
3. Fase III : Perubahan Bobot
Melakukan perubahan pada bobot untuk menurunkan *error* yang terjadi. Fase ini diulang-ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi.

2.2.9. Algoritma Pembelajaran *Backpropagation*

Algoritma backpropagation merupakan bagian dari algoritma pembelajaran terawasi yang biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan *neuron-neuron* yang ada pada lapisan tersembunyi. Algoritma ini menggunakan *error* keluaran untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Adapun pelatihan *backpropagation* adalah dengan tahapan-tahapan sebagai berikut :

1. Langkah ke-0 : Inisialisasi bobot.
2. Langkah ke-1 : Selama kondisi berhenti bernilai salah, kerjakan langkah 2-9.
3. Langkah ke-2 : Untuk setiap data *training*, lakukan langkah 3-8.

Feedforward (Umpan Maju)

4. Setiap unit input (, $i = 1, \dots, n$) menerima sinyal input x_i dan menyebarkan sinyal tersebut ke seluruh unit tersembunyi.
5. Pada setiap unit tersembunyi (X_j , $j = 1, \dots, p$), menjumlahkan sinyal-sinyal *input* yang sudah berbobot (termasuk biasanya)

$$X_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

Rumus 2.1 Mencari net dari input layer ke hidden layer
Setelah itu menghitung sinyal *output* dari unit tersembunyi dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan :

$$X_j = f(X_in_j)$$

Rumus 2.2 Mencari fungsi aktivasi dari input layer ke hidden layer

Sinyal *output* ini selanjutnya dikirim ke seluruh unit pada unit atas (unit *output*).

6. Langkah ke-5 : Tiap-tiap unit *output* (Y_k , $k = 1, \dots, m$), menjumlahkan bobot sinyal *input* :

$$Y_in_k = w_{0k} + \sum_{i=1}^n x_i w_{ik}$$

Rumus 2.3 Mencari net dari hidden layer ke output layer
Selanjutnya menghitung sinyal *output* dari unit *output* bersangkutan ndengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan

$$Y_k = f(Y_in_k)$$

Rumus 2.4 Mencari fungsi aktivasi dari hidden layer ke output layer

Backpropagation of Error (Propagasi Error)

7. Langkah ke-6 : Setiap unit *output* (Y_k , $k = 1, \dots, m$) menerima suatu pola target yang sesuai dengan pola *input* pelatihan, untuk menghitung kesalahan (*error*) antara target dengan *output* yang dihasilkan jaringan

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k})$$

Rumus 2.5 Mencari error antara target dengan output jaringan

Faktor δ_k digunakan untuk menghitung koreksi *error* (Δ) yang nantinya akan dipakai untuk memperbaiki w_{jk} , dimana

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k$$

Rumus 2.6 Perubahan koreksi error

Faktor δ_k kemudian dikirimkan ke lapisan yang berada pada langkah ke-7.

8. Langkah ke-7 : Setiap unit tersembunyi (Z_j , $j = 1, \dots, p$) menerima *input* delta (dari langkah ke-6) yang sudah berbobot

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^n \delta_k w_{jk}$$

Rumus 2.7 Mencari hasil input dari hidden layer

Kemudian hasilnya dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi yang digunakan jaringan untuk menghitung informasi kesalahan *error*, dimana

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j})$$

Rumus 2.8 Mencari hasil input dari fungsi turunan aktivasi

Kemudian hitunglah koreksi bobot (untuk memperbaiki v_{ij})

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i$$

Rumus 2.9 Mencari koreksi bobot

Setelah itu hitung koreksi *bias* (digunakan untuk memperbaiki v_{0j})

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j$$

Rumus 2.10 Mencari koreksi bias

Adjustment

9. Langkah ke-8 : Setiap unit *output* (Y_k , $k = 1, \dots, m$) memperbaiki bobot dan bias dari setiap unit tersembunyi ($j = 0, \dots, p$)

$$w_{jk} \text{ baru} = w_{jk} \text{ lama} + \Delta w_{jk}$$

Rumus 2.11 Mencari bobot baru

Demikian pula untuk setiap unit tersembunyi (Z , $j = 1, \dots, p$) akan memperbaharui bobot dan bias dari setiap unit *input* ($i = 0, \dots, n$)

$$v_{ij} \text{ baru} = v_{ij} \text{ lama} + \Delta v_{ij}$$

Rumus 2.12 Mencari bias baru

10. Langkah ke-9 : Tes kondisi berhenti apabila *error* ditemukan . Jika kondisi STOP telah terpenuhi, maka pelatihan jaringan dapat dihentikan.

Keterangan :

$x_i (i=1,2,\dots,n)$: neuron input layer
x_i	: sinyal input
$z (j=1,2,\dots,p)$: neuron <i>hidden layer</i>
z_j	: sinyal <i>hidden layer</i>
$Y_k (k=1,2,\dots,m)$: neuron output layer
y_k	: sinyal output
V_{0j}	: bias dari input layer
V_{ij}	: bobot dari input layer
W_{0k}	: bias dari hidden layer
W_{jk}	: bobot dari hidden layer
t_k	: target output
δk	: informasi error output layer
δj	: informasi error hidden layer
α	: laju pembelajaran

2.2.10. Uji Performance Model Peramalan

Dalam membuat pemodelan terhadap peramalan dilakukan validasi untuk mengetahui kinerja dari metode peramalan yang digunakan, dimana pengujian tersebut untuk mengetahui error yang ada dalam model peramalan yang dibuat dengan dua pengukuran, yaitu sebagai berikut :

1. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dihitung dengan menggunakan kesalahan absolut pada tiap periode dibagi dengan nilai observasi yang nyata untuk periode itu. Lalu, merata-rata kesalahan persentase absolut tersebut. pendekatan yang dilakukan ini berfungsi saat ukuran atau besar variabel ramalan itu penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai nyata. Dalam MAPE nilai error dikatakan baik yaitu bernilai 20%, sedangkan semakin kecil dari 20% maka semakin baik. Berikut ini adalah rumus dari MAPE [9] :

$$MAPE = \sum \frac{\frac{|Actual - Forecast|}{Actual} \times 100\%}{n}$$

Keterangan :

Actual : Data actual

Forecast : Data hasil peramalan

n : Banyaknya periode ramalan

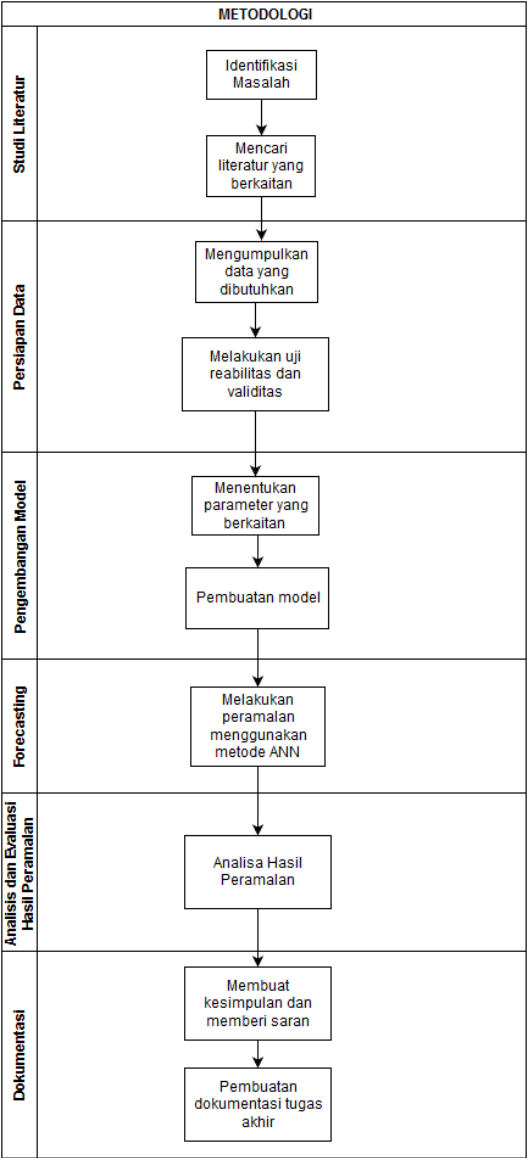
(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODOLOGI

Dalam bab metodologi ini akan dipaparkan tahapan yang akan dilaksanakan selama pengerjaan tugas akhir dan penjadwalan pelaksanaan tugas akhir ini. Pada tiap metode yang digunakan bertujuan untuk pegangan agar pengerjaan dari tugas akhir ini berjalan dengan sistematis. Dan juga dalam tahapan ini dijelaskan secara rinci input, proses dan output yang terkait pada tugas akhir ini.

3.1. Tahapan Pelaksanaan Tugas Akhir

Pada diagram tahapan dibawah ini merupakan alur dari pelaksanaan dari tugas akhir :



Gambar 3. 1 Metodologi

3.1.1. Studi Literatur

Tahap awal dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah penulis melakukan identifikasi terhadap permasalahan yang terjadi terkait dengan nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia. Setelah permasalahan didapat, maka dapat ditentukan tujuan yang tepat, manfaat serta batasan masalah yang akan diselesaikan pada tugas akhir ini. Kemudian penulis melakukan pemahaman terkait dengan teknik peramalan dengan menggunakan beberapa sumber berupa paper, ebook, jurnal dan juga buku dalam bentuk cetak, sehingga penulis dapat menentukan metode yang tepat digunakan untuk pengerjaan tugas akhir.

3.1.2. Persiapan Data

Dalam pengerjaan tugas akhir ini diperlukan data yang dapat digunakan dan juga mendukung pelaksanaan proses penelitian tugas akhir. Maka dalam tahapan ini dilakukan persiapan data dengan melakukan pencarian data terkait tugas akhir. Data yang dibutuhkan oleh penulis dalam pengerjaan tugas akhir ini adalah data nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia. Dimana data yang diperlukan diperoleh dari Badan Pusat Statistik pada situsnya www.bps.go.id. Data yang digunakan oleh penulis berjumlah 120 data nilai ekspor migas dan 120 data nilai ekspor nonmigas yaitu dalam bentuk nilai ekspor bulanan di rentang waktu Januari 2005 sampai dengan Desember 2014. Dan dalam tahapan ini juga dilakukan uji reabilitas dan validitas terhadap data yang akan digunakan, apakah data tersebut layak untuk digunakan dalam melakukan peramalan.

3.1.3. Pengembangan Model

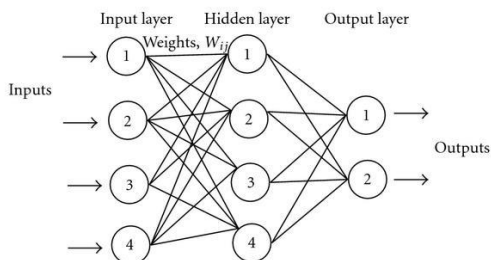
Pada tahap ini penulis melakukan pengembangan model. Dimana penulis akan melakukan pembuatan model untuk peramalan. Sebelum pembuatan model, penulis menentukan parameter-parameter yang terkait. Dimana parameter yang terkait meliputi variable yang akan menjadi input dan target,

serta peneliti juga menentukan parameter yang akan mendukung perancangan model.

3.1.4. Forecasting

Setelah data yang dibutuhkan telah sesuai dan valid, maka tahap selanjutnya adalah forecasting. Dimana pada tahapan ini penulis melakukan peramalan terhadap nilai ekspor migas dan nonmigas di Indonesia dengan menggunakan metode ANN. Adapun tahapan yang dilakukan untuk peramalan dengan metode ANN adalah sebagai berikut:

1. Persiapan variable input dan output
Dimana tahapan ini dilakukan persiapan terhadap variable input dan output yang telah ditentukan pada tahap sebelumnya apakah variable yang dibutuhkan sudah benar dan siap digunakan.
2. Pembagian data sampel
Data sampel akan dibagi menjadi 2, yaitu 75% untuk data *training* dan 25% untuk data *testing*. Dimana penentuan pembagian data didasari oleh penelitian sebelumnya yang menggunakan pembagian data yang sama yakni 75% dan 25% [14].
3. Pembuatan model ANN
Pada pembuatan model ini kita akan membangun arsitektur dari ANN yaitu berupa input layer, hidden layer dan output layer. Dengan adanya 3 lapisan tadi, maka kita dapat melakukan pembuatan model ANN.



Gambar 3.2 Arsitektur ANN [15]

4. Peramalan

Tahap ini dilakukan setelah pembuatan model, model tersebut dipakai untuk meramalkan data nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia.

3.1.5. Analisis Hasil Peramalan

Pada tahapan ini dilakukan analisis terhadap hasil peramalan terhadap model yang telah dibuat, apakah model tersebut sudah tepat untuk melakukan peramalan terhadap nilai ekspor migas dan non migas di Indonesia. Dimana analisa ini berupa perbandingan hasil peramalan dengan data actual dari nilai ekspor migas dan nonmigas. Dan juga pada analisis ini dapat dilihat tingkat kesalahan dari model.

3.1.6. Dokumentasi

Setelah dilakukannya seluruh tahap 1 sampai 5, maka tahap akhir yang dilakukan oleh penulis adalah dokumentasi. Dimana penulis membuat kesimpulan terhadap pengerjaan dari tugas akhir sehingga penulis dapat memberikan saran yang tepat untuk penyelesaian masalah di dalam tugas akhir tersebut. Pada tahap ini penulis juga melakukan dokumentasi berupa pembuatan buku tugas akhir.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV PERANCANGAN

Dalam bab perancangan ini akan dijelaskan mengenai perancangan model *Artificial Neural Network* yang digunakan penulis untuk melakukan peramalan terhadap nilai ekspor migas dan nonmigas di Indonesia dan juga mengenai pengolahan data yang diperoleh dari situs Badan Pusat Statistik (BPS).

4.1. Pengumpulan Data

Dalam pembuatan tugas akhir ini, penulis menggunakan data histori dari nilai ekspor migas dan nonmigas di Indonesia mulai dari tahun 2005 hingga tahun 2014. Data tersebut yang nantinya akan digunakan sebagai sampel untuk melakukan peramalan nilai ekspor migas dan nonmigas di Indonesia pada periode mendatang. Penulis mendapatkan data nilai ekspor migas dan nonmigas tahun 2005 hingga 2014 dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS).

Dari data yang diperoleh terdapat 2 kategori nilai ekspor yaitu nilai ekspor migas dan nilai ekspor nonmigas. Data histori yang didapat memiliki entri sebanyak 120 untuk data ekspor migas di Indonesia dan 120 untuk data ekspor nonmigas di Indonesia, sehingga total data keseluruhan sebanyak 240 entri.

4.2. Persiapan Data

Setelah data diperoleh maka akan dilakukan uji validitas dan reliabilitas terhadap data. Pengujian validitas dan reliabilitas data dilakukan dengan menggunakan alat bantu yaitu software SPSS.

4.2.1 Uji Validitas

Uji validitas dilakukan untuk mengukur sah/valid atau tidaknya data yang akan dipakai. Untuk mengukur validitas

dari data dapat digunakan KMO (Kaiser-Meiyer-Oikin) dengan range nilai sebagai berikut :

Tabel 4. 1 Range nilai KMO

Nilai KMO	Tingkat Validitas
Dibawah 0.5	Tidak Valid
0.5 s/d 0.6	Kurang Valid
0.6 s/d 0.7	Cukup Valid
0.7 s/d 0.8	Valid
0.8 s/d 0.9	Sangat Valid

Berikut ini merupakan hasil uji data yang akan digunakan dengan menggunakan *software* SPSS :

Tabel 4. 2 KMO and Bartlett's Test

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.500
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	149.396
	df	1
	Sig.	.000

Interpretasi : Pada bagian hasil KMO and Bartlett's Test dapat dilihat bahwa nilai dari KMO adalah 0.500. Nilai ini menurut skala tingkat validitas berada pada nilai 0.5 s/d 0.6 sehingga tingkat validitasnya adalah **kurang valid**.

4.2.2. Uji Reliabilitas

Reliabilitas memiliki arti dapat dijadikan acuan, atau dapat digunakan istilah lain yaitu konsisten. Ukuran konsistensi tersebut diukur oleh nilai cronbach alpha. Metode yang digunakan dalam menentukan reliable atau tidaknya sebuah data yang peneliti lakukan adalah dengan metode Alpha-Cronbach. Adapun skala pengukuran tingkat reliable dengan nilai Alpha sebagai berikut :

Tabel 4. 3 Skala nilai reliabel

Alpha	Tingkat Reliabilitas
0.00 s/d 0.2	Tidak reliabel
> 0.2 s/d 0.4	Kurang reliable
> 0.4 s/d 0.6	Cukup reliable
> 0.6 s/d 0.8	Reliable
> 0.8 s/d 1.0	Sangat reliable

Dari 2 kategori data yaitu nilai ekspor migas dan nonmigas dengan jumlah data masing-masing kategori 120 data. Maka nilai N adalah 120. Berikut ini merupakan hasil uji reliabilitas data yang akan digunakan dengan menggunakan *software* SPSS :

Tabel 4.4 Hasil uji reabilitas

Case Processing Summary			
		N	%
Cases	Valid	120	100.0
	Excluded ^a	0	.0
	Total	120	100.0
a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.			

Interpretasi : Terlihat bahwa data yang diujikan berjumlah 120 data (N=120) dan semua data **tidak ada yang exclude** atau dikeluarkan dari analisa. Dan berikut ini dapat dilihat hasil statistic uji reabilitas dengan tools SPSS :

Tabel 4.5 Statistik reabilitas

Reliability Statistics		
Cronbach's Alpha	Cronbach's Alpha Based on Standardized Items	N of Items
.573	.918	2

Interpretasi : Pada bagian hasil reliability statistics dapat dilihat bahwa nilai dari Cronbach's Alpha adalah 0.573 dengan jumlah variable sebanyak 2 yaitu nilai ekspor migas dan nonmigas. Nilai ini menurut skala tingkat reliabilitas berada pada nilai > 0.4 s/d 0.6 sehingga tingkat reliabilitasnya adalah **cukup reliabel**.

4.3. Penetapan Variabel

Data antara ekspor Migas dan Nonmigas yang telah didapat diolah dalam periode bulanan yaitu selama Januari 2005 – Desember 2014. Maka didapatkan data sebanyak 240 data untuk nilai ekspor Migas dan Nonmigas dalam periode bulan. Keseluruhan data digabungkan menjadi sebuah tabel, dimana baris menunjukkan nilai ekspor dalam periode bulanan. Sedangkan kolom menunjukkan jenis nilai ekspornya, yaitu Migas dan Nonmigas.

Tabel 4. 6 Data nilai ekspor

Bulan_x, Tahun_x	Nonmigas (Dalam Juta US\$)	Migas (Dalam Juta US\$)
Januari 2005	4907.7	1224.6
Pebruari 2005	5039.6	1342.0
Maret 2005	5590.0	1774.7
April 2005	5221.6	1569.1
...
Desember 2014	12268	2353.3

Keterangan:

Bulan_x = Januari, Pebruari, Maret, ..., Desember

Tahun_x = 2005, 2006, 2007, ..., 2014

Setelah data sudah diolah, maka sebelum melakukan pemrosesan terhadap data nilai ekspor Migas dan Nonmigas, maka diperlukannya penentuan variable terkait yang akan dijadikan input dan target untuk model *Artificial Neural Network*. Dimana variable ditentukan sejumlah 12 input dan 1 variabel target. Maka diperoleh variable input sebanyak 12 variabel dengan symbol variable input yaitu X. Sedangkan untuk variabel target yaitu dengan symbol variable Y, didapatkan dari data peramalan bulan selanjutnya pada tiap variable X. Berikut ini adalah data variable X dan Y yang akan digunakan :

Variabel X :

Tabel 4.7 Variabel X

X1	Januari 2005 – Juni 2012
X2	Januari 2005 – Mei 2012
X3	Januari 2005 – April 2012
X4	Januari 2005 – Maret 2012
X5	Januari 2005 – Februari 2012
X6	Januari 2005 – Januari 2012
X7	Januari 2005 – Desember 2011
X8	Januari 2005 – November 2011
X9	Januari 2005 – Oktober 2011
X10	Januari 2005 – September 2011
X11	Januari 2005 – Agustus 2011
X12	Januari 2005 – Juli 2011

Variabel Y :

Tabel 4.8 Variabel Y

Y	Februari 2005 – Juni 2012
---	---------------------------

- Variabel untuk nilai ekspor Migas

Tabel 4.9 Variabel nilai X migas

X1	X2	X3	X4	...	X12
1224.6					
1342.0	1224.6				
1774.7	1342.0	1224.6			
1569.1	1774.7	1342.0	1224.6		
1403.5	1569.1	1774.7	1342.0	...	
1516.7	1403.5	1569.1	1774.7	...	
1624.7	1516.7	1403.5	1569.1	...	
1797.8	1624.7	1516.7	1403.5	...	
1719.9	1797.8	1624.7	1516.7	...	
1819.7	1719.9	1797.8	1624.7	...	
1613.7	1819.7	1719.9	1797.8	...	
1825.2	1613.7	1819.7	1719.9	...	1224.6
1824.8	1825.2	1613.7	1819.7	...	1342.0
1637.2	1824.8	1825.2	1613.7	...	1774.7
1697.9	1637.2	1824.8	1825.2	...	1569.1
.....
2899.7	3724.9	3560.7	3486.1	...	3802.5

Tabel 4. 10 Variabel nilai Y migas

Bulanx, Tahunx	Y
Februari 2005	1342.0
Maret 2005	1774.7
April 2005	1569.1
Mei 2005	1403.5
Juni 2005	1516.7
Juli 2005	1624.7
Agustus 2005	1797.8
September 2005	1719.9
Oktober 2005	1819.7

November 2005	1613.7
Desember 2005	1825.2
Januari 2006	1824.8
Februari 2006	1637.2
Maret 2006	1697.9
April 2006	1668.7
...	...
Juni 2012	2899.7

Keterangan :

Variabel X = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12

Jumlah data tiap X = 78

Jumlah data Y = 78

- Variabel untuk nilai ekspor Nonmigas

Tabel 4. 11 Variabel nilai X nonmigas

X1	X2	X3	X4	...	X12
4907.7					
5039.6	4907.7				
5590.0	5039.6	4907.7			
5221.6	5590.0	5039.6	4907.7		
5781.7	5221.6	5590.0	5039.6		
5377.4	5781.7	5221.6	5590.0	...	
5529.3	5377.4	5781.7	5221.6	...	
5477.0	5529.3	5377.4	5781.7	...	
5802.1	5477.0	5529.3	5377.4	...	
6131.7	5802.1	5477.0	5529.3	...	
5271.8	6131.7	5802.1	5477.0	...	
6298.5	5271.8	6131.7	5802.1	...	4907.7
5733.8	6298.5	5271.8	6131.7	...	5039.6
5760.3	5733.8	6298.5	5271.8	...	5590.0

5750.5	5760.3	5733.8	6298.5	...	5221.6
...
12541.8	13104.6	12612.5	13765.4	...	13616

Tabel 4. 12 Variabel nilai Y nonmigas

Bulanx, Tahunx	Y
Januari 2005	5039.6
Februari 2005	5590.0
Maret 2005	5221.6
April 2005	5781.7
Mei 2005	5377.4
Juni 2005	5529.3
Juli 2005	5477.0
Agustus 2005	5802.1
September 2005	6131.7
Oktober 2005	5271.8
November 2005	6298.5
Desember 2005	5733.8
Januari 2006	5760.3
Februari 2006	5750.5
Maret 2006	5929.4
...	...
Juni 2012	12541.8

Keterangan :

Variabel X = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12

Jumlah data tiap X = 78

Jumlah data Y = 78

4.4. Persiapan Perancangan Model *Artificial Neural Network*

Setelah data yang digunakan peneliti sudah siap pakai, kemudian peneliti akan melakukan pembuatan model ANN dengan terlebih dahulu mempersiapkan data untuk pelatihan dan pengujian. Untuk data pelatihan (*training*) sebanyak 75% yaitu 90 data yang digunakan mulai dari Januari 2005 – Juni 2012 dan untuk data pengujian (*testing*) sebanyak 25% yaitu 30 data yang digunakan mulai dari Juni 2012 – Desember 2014.

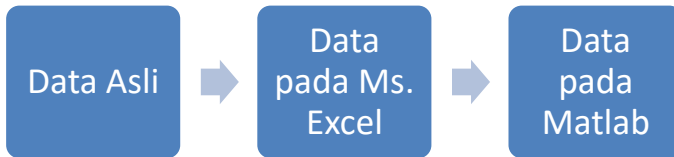
Pembuatan model ANN yang dirancang peneliti berpacu pada arsitektur model ANN yaitu terdapat *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Untuk *input layer* berisi nilai ekspor migas dan nonmigas. Pada *hidden layer* berisi 1 *layer*, dimana didalam *layer* tersebut berisi neuron dengan fungsi aktivasi sigmoid bipolar. Dimana jumlah dari neuron pada *hidden layer* ditentukan dalam proses *trial-error* yang berkisaran antara 2 – 15 neuron dan proses ini akan berlangsung pada saat *training*. Sedangkan untuk *output layer* berisi 1 *layer* target yaitu nilai ekspor bulan berikutnya setelah nilai ekspor pada *input layer*. Berikut ini akan dijabarkan rancangan arsitektur dari model ANN yang akan dibuat :

Tabel 4 . 13 Rancangan arsitektur ANN

Parameter	Jumlah	Deskripsi
<i>Input layer</i>	1 neuron	Nilai ekspor migas dan nonmigas
<i>Hidden layer</i>	<i>Trial-error</i>	2 – 15 neuron
Epoch	<i>Trial-error</i>	300 – 2500
Momentum	<i>Trial-error</i>	0.5 – 0.9
<i>Learning rate</i>	<i>Trial-error</i>	0.1 – 0.9
Fungsi Aktivasi	<i>Trial-error</i>	Logsig dan Purelin
<i>Output layer</i>	1 neuron	Nilai ekspor migas dan nonmigas

4.5. Pemrosesan Data Masukan

Data yang di dapatkan dari Badan Pusat Statistik (BPS) akan diproses sebelum data diolah kedalam matlab. Adapun proses umum proses pengolahan data yaitu sebagai berikut :



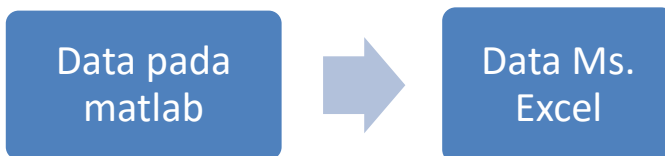
Gambar 4.1 Proses Data Masukan

Keterangan :

Dimana proses pertama setelah data didapatkan dari BPS, kemudian data dimasukkan ke dalam MS.Excel. Dimana dalam MS.Excel data sudah berisi dengan data variable *input* dan *output* yang telah ditentukan dalam proses sebelumnya. Data variable di MS.Excel lalu di salin dan dipindahkan kedalam Matlab. Data asli terdapat di lampiran A.

4.6. Pemrosesan Data Hasil Peramalan

Setelah seluruh proses perancangan dari model ANN selesai, maka data hasil yang didapat akan diolah yaitu dengan proses sebagai berikut :



Gambar 4.2 Proses Data Hasil Peramalan

Keterangan :

Data hasil peramalan yang telah didapat dalam matlab lalu di proses dengan cara menyalin hasil data kemudian di pindahkan ke dalam MS.Excel.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB V IMPLEMENTASI

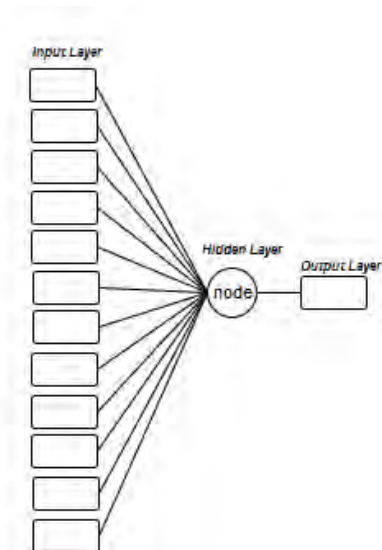
Bab ini menjelaskan implementasi terhadap model *Artificial Neural Network* untuk melakukan prediksi terhadap nilai ekspor Migas dan Nonmigas di Indonesia.

5.1. Pemrosesan Data

Dalam pemrosesan data, peneliti membagi data untuk data pelatihan (*training*) sebanyak 75% yaitu 90 data yang digunakan mulai dari Januari 2005 – Juni 2012 dan untuk data pengujian (*testing*) sebanyak 25% yaitu 30 data yang digunakan mulai dari Juni 2012 – Desember 2014. Dimana data yang digunakan dalam proses implementasi ini yaitu data yang telah ditentukan variabelnya pada bab sebelumnya.

Dimana jumlah data setelah dilakukan penentuan variable menjadi 78 data untuk variable X (input) dan 78 untuk variable Y (target). Pada bab sebelumnya dalam penentuan variable telah dijabarkan masukan data dari tiap variable. Berikut ini poenjabaran variable yang akan diimplemetasikan dalam struktur ANN :

Struktur ANN



Gambar 5.1 Struktur ANN

Tabel 5.1 Struktur ANN

Parameter	Keterangan	Data
Input layer	12 variabel X	Januari 2005 - Juni 2012
Hidden layer	2-15 neuron	-
Output layer	1 variabel Y	Februari 2005 - Juni 2012

5.2. Normalisasi/ *Pre-processing*

Pada tahapan normalisasi atau *preprocessin*, penulis melakukan penskalaan terhadap data nilai ekspor Migas dan Nonmigas agar data yang akan dimasukan memiliki *range* tertentu sehingga dapat memudahkan pengolahan data pada proses pelatihan. Data input dan output akan dinormalisasi ke dalam bentuk normal yang memiliki *mean* = 0 dan deviasi standar = 1. Jika di dalam Matlab tersedia fungsi *prestd*, dengan fungsi *syntax* normalisasi yaitu :

```
>> [X,meanA,stdA,Y,meanB,stdB] = prestd(A ,B) ;
```

Keterangan :

X : Matriks input yang ternormalisasi
Y : Matriks target yang ternormalisasi
meanA : *Mean* pada matriks input asli (A)
stdA : Deviasi standar pada matriks input asli (A)
meanB : *Mean* pada matriks target asli (B)
stdB : Deviasi standar pada matriks target asli (B)
A : Matriks input asli
B : Matriks target asli

5.3. Perancangan Model Artificial Neural Network

Untuk perancangan model ANN yang akan dibuat oleh peneliti didasari pada arsitektur ANN. Dimana *input layer* yang dibuat berisikan data nilai ekspor migas dan nonmigas. Untuk *hidden layer* yang diterapkan peneliti adalah *multi layer perceptron* dengan satu lapisan *hidden layer*. Dalam *hidden*

layer terdapat fungsi aktivasi, peneliti menggunakan fungsi aktivasi yaitu *logsig* dan *purelin*. *Logsig* merupakan fungsi aktivasi sigmoid biner yang digunakan untuk mengirimkan informasi melalui bobot-nya ke neuron pada *hidden layer*. Sedangkan *purelin* merupakan fungsi aktivasi linear yang dipakai jika menginginkan keluaran jaringan berupa nilai yang dengan range yang sama dengan nilai inputnya. Pada *output layer* berisi nilai ekspor migas dan nonmigas selanjutnya setelah nilai dari ekspor migas dan nonmigas pada data di *input layer*.

Dalam proses perancangan model ANN ini juga dibutuhkan parameter yang mendukung pemodelan. Parameter pendukung tersebut yaitu jumlah iterasi maksimum (*epochs*) sebesar 1000 iterasi. Nilai maksimum dari epoch ini akan menjadi acuan untuk pemberhentian proses pelatihan. Parameter lain yang mendukung yaitu *learning rate* sebesar 0,5 dan momentum konstanta (*mc*) sebesar 0.9. Adapun *syntax* yang digunakan untuk melakukan perintah tersebut adalah sebagai berikut:

```
>>net=newff(minmax(A),[10,1],{'logsig','purelin'},'traingdx');

>>net.trainParam.Epochs = 1000;
>>net.trainParam.mc = 0.9;
>>net.trainParam.lr = 0.5;
```

5.4. Proses Pelatihan (*Training*)

Pada proses ini digunakan data training sebanyak 90 data. Proses pelatihan ini dilakukan didalam Matlab dengan melakukan perintah berupa *syntax* sebagai berikut :

```
>>net = train (net,X,Y);
```

Keterangan :

net : Model jaringan saraf tiruan yang terpilih
 x : Matriks input ANN
 y : Matriks target ANN

Di dalam proses pelatihan ini, akan dilakukan penentuan jumlah neuron *hidden layer* terbaik dengan melakukan perubahan-perubahan terhadap nilai neuron dengan melakukan percobaan neuron dari nilai 2-15 neuron menggunakan *syntax* membuat model ANN sama seperti pada tahapan sebelumnya. Penentuan jumlah neuron ini dilakukan hingga mendapatkan nilai terbaik dan selanjutnya akan diketahui pada neuron ke berapa yang akan menghasilkan performa terbaik dilihat dari nilai MAPE terkecil, maka jumlah neuron yang paling baik itulah yang akan digunakan. Hasil pelatihan jaringan menunjukkan adanya perbedaan nilai MAPE apabila dilakukan perubahan untuk tiap neuron *hidden layer*.

5.5. Simulasi dan Denormalisasi/ *Postprocessing*

Untuk proses selanjutnya perlu dilakukan simulasi terhadap model ANN. Proses ini akan mensimulasikan model ANN dan matriks *input* sehingga menghasilkan jaringan *output*. Adapun *syntax* yang akan digunakan untuk proses simulasi ini adalah sebagai berikut :

```
>>hasil = sim (net, X)
```

Keterangan :

hasil : *Output* jaringan dari hasil simulasi
 net : Model jaringan saraf terpilih
 X : Matriks inputan

Kemudian setelah mendapatkan *output* yang diinginkan, peneliti melakukan proses denormalisasi yaitu proses mengembalikan nilai *output* ke nilai awal atau nilai aslinya setelah sebelumnya *input* mengalami proses normalisasi pada tahap *pre-processing*, proses ini biasa disebut dengan proses *post-processing*. Untuk tahap *post-processing* ini perintah yang digunakan dalam Matlab yaitu `poststd`. Dalam proses ini dibutuhkan juga nilai `meant` dan standar deviasi (`stdt`). Maka *syntax* yang digunakan untuk proses denormalisasi ini adalah sebagai berikut :

```
>>hasildenor = poststd (hasil, meant, stdt)
```

Keterangan :

hasildenor : Nilai *Output* jaringan dalam bentuk denormalisasi
 hasil : *Output* jaringan dari hasil simulasi
 meant : Nilai *mean* dari proses normalisasi
 stdt : Nilai standar deviasi dari proses normalisasi

5.6. *Testing*

Proses selanjutnya yaitu *testing*, dimana sebelum melakukan proses ini perlu dilakukan persiapan terhadap data *testing* yang akan dipakai. Pada data *testing* tersebut juga dilakukan proses normalisasi. Proses normalisasi dilakukan dengan menggunakan nilai *mean* dan standar deviasi dari proses sebelumnya. Adapun perintah yang digunakan dalam proses ini adalah sebagai berikut :

```
>>hasiltestnor=trastd(Xtest, meanX, stdX)
```

Keterangan :

hasiltestnor : Hasil normalisasi dari data *testing*
 Xtest : Data *testing*
 meanX : Nilai *mean* dari proses normalisasi data pelatihan
 stdX : Nilai standar deviasi dari proses normalisasi data pelatihan.

Kemudian setelah didapatkan hasil data *testing* yang telah dinormalisasi, maka tahap selanjutnya yaitu melakukan simulasi terhadap data *testing* hasil normalisasi dengan cara dan perintah yang sama dengan tahap sebelumnya. Setelah proses simulasi selesai, maka dilanjutkan proses pengembalian nilai ke nilai aslinya yaitu denormalisasi dengan *syntax* sebagai berikut:

```
>>hasiltestdenor = poststd(Ytest, meant, stdt)
```

Keterangan :

Hasiltestdenor : Nilai dalam bentuk denormalisasi, dari data *testing*

Ytest : Output jaringan saraf, dari data *testing*

meant : Nilai *mean* dari proses normalisasi

stdt : Nilai standar deviasi dari proses

normalisasi

(halaman ini sengaja dikosongkan)

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB VI HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bab ini, akan dijelaskan mengenai hasil dan pembahasan terkait prediksi terhadap nilai ekspor Migas dan Nonmigas di Indonesia. Pada bab ini juga dijabarkan pembahasan mengenai penentuan parameter yang paling optimal untuk model ANN yang akan digunakan untuk melakukan prediksi terhadap nilai ekspor Migas dan Nonmigas di Indonesia. Dan juga di dalam bab ini akan digambarkan model ANN yang telah terpilih.

6.1. Hasil Proses *Training*

Dalam proses training telah dilakukan pembentukan model ANN dengan cara percobaan perubahan terhadap jumlah neuron. Maka dengan percobaan tersebut didapatkan beberapa model ANN. Dimana akurasi model didapat dari perhitungan tingkat kesalahan yaitu dengan menghitung nilai MAPE yang didapat dengan perbandingan antara hasil peramalan dengan data actual.

6.1.1. Hasil *Training* Nilai Ekspor Nonmigas di Indonesia

Pada tabel 6.1 akan ditunjukkan hasil berupa nilai MSE dan MAPE dengan jumlah neuron *hidden layer* yang diperoleh dalam proses pelatihan dengan menggunakan data nilai Ekspor Nonmigas di Indonesia. Dimana dengan percobaan beberapa neuron ini didapatkan model ANN.

Tabel 6. 1 Nilai MAPE nonmigas

Jumlah Neuron	Model ANN	MAPE
2	12-2-1	5.38%
3	12-3-1	4.49%
4	12-4-1	4.71%
5	12-5-1	3.96%

6	12-6-1	4.39%
7	12-7-1	3.68%
8	12-8-1	3.81%
9	12-9-1	4.30%
10	12-10-1	4.42%
11	12-11-1	3.60%
12	12-12-1	4.09%
13	12-13-1	3.53%
14	12-14-1	3.57%
15	12-15-1	3.40%

Dapat dilihat dari perbandingan pada tabel 6.1, bahwa jumlah neuron *hidden layer* yang terbaik untuk nilai ekspor Nonmigas di Indonesia yaitu pada jumlah neuron *hidden layer* sebanyak 15 buah neuron dengan model ANN 12-15-1.

6.1.2. Hasil *Training* Nilai Ekspor Migas di Indonesia

Pada tabel 6.2 akan ditunjukkan hasil berupa nilai MSE dan MAPE dengan jumlah neuron *hidden layer* yang diperoleh dalam proses pelatihan dengan menggunakan data nilai Ekspor Migas di Indonesia. Dimana dengan percobaan beberapa neuron ini didapatkan model ANN.

Tabel 6. 2 Nilai MAPE migas

Jumlah Neuron	Model ANN	MAPE
2	12-2-1	8.50%
3	12-3-1	6.92%
4	12-4-1	7.12%
5	12-5-1	6.19%
6	12-6-1	5.55%
7	12-7-1	4.47%

8	12-8-1	5.76%
9	12-9-1	6.40%
10	12-10-1	3.49%
11	12-11-1	4.20%
12	12-12-1	4.57%
13	12-13-1	3.72%
14	12-14-1	4.83%
15	12-15-1	4.02%

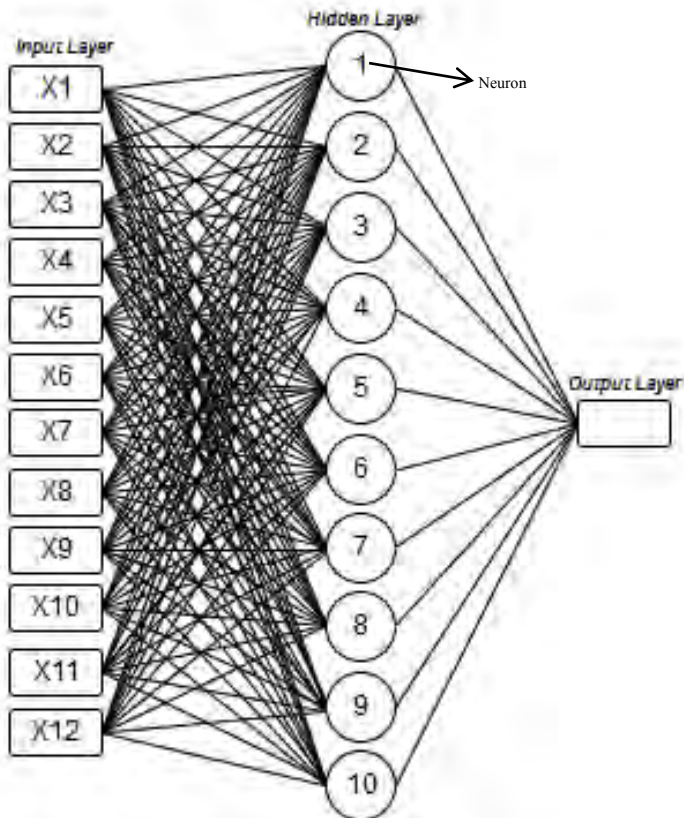
Dapat dilihat dari perbandingan pada tabel 5.2, bahwa jumlah neuron *hidden layer* yang terbaik untuk nilai ekspor Migas di Indonesia yaitu pada jumlah neuron *hidden layer* sebanyak 10 buah neuron dengan model ANN 12-10-1.

6.2. Penggambaran Model Artificial Neural Network

Sebelum uji coba terhadap parameter dilakukan, peneliti akan membuat gambaran model ANN yang telah didapat dari hasil proses pembentukan model ANN pada proses *training*.

6.2.1. Model ANN Untuk Nilai Ekspor Migas di Indonesia

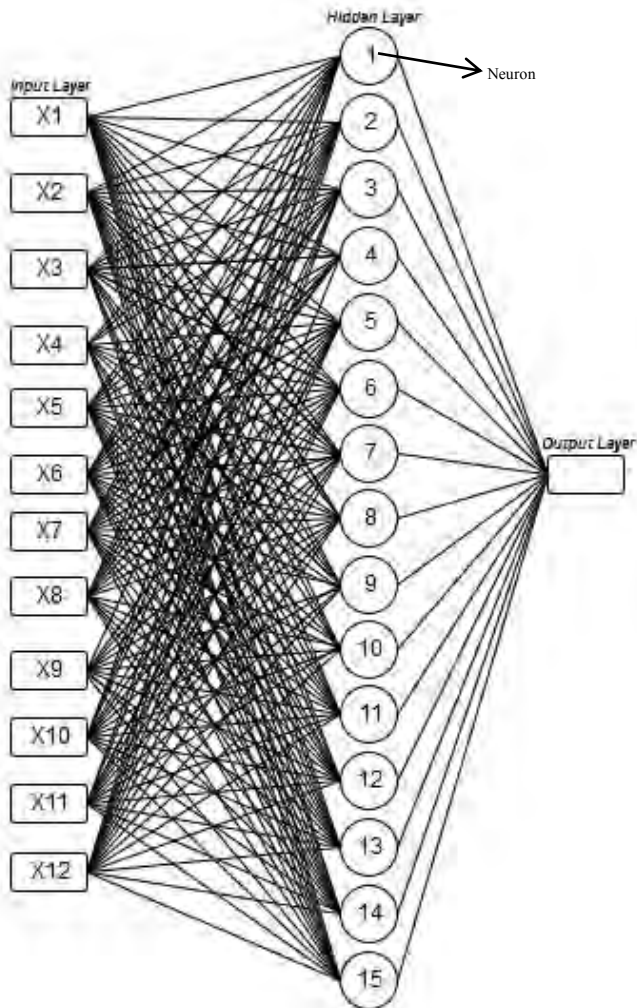
Dari hasil perancangan dan penentuan model ANN, maka didapatkan model terbaik untuk nilai ekspor migas di Indonesia dengan model 12 - 10 - 1. Dimana 1 adalah neuron *input*, 10 neuron *hidden layer*, dan 1 neuron *output*.



Gambar 6.1 Model ANN 12-10-1

6.1.2. Model ANN Untuk nilai ekspor Nonmigas di Indonesia

Dari hasil perancangan dan penentuan model ANN, maka didapatkan model terbaik untuk nilai ekspor nonmigas di Indonesia dengan model 12 - 15 – 1. Dimana 1 adalah neuron *input*, 15 neuron *hidden layer*, dan 1 neuron *output*.



Gambar 6.2 Model ANN 12-15-1

6.3. Hasil Proses *Testing*

Hasil dari proses testing ini berupa percobaan peramalan dengan model yang telah didapatkan pada proses training dengan menggunakan data testing.

6.3.1. Hasil *Testing* Nilai Ekspor Nonmigas di Indonesia

Pada tabel 6.3 akan ditunjukkan hasil prediksi dari nilai Ekspor Nonmigas di Indonesia dengan arsitektur model ANN menggunakan neuron terbaik yaitu 15 buah neuron *hidden layer*. Dimana hasil ini berupa perbandingan antara data actual dengan data hasil prediksi dari data *testing*.

Tabel 6.3 Perbandingan nilai aktual dengan prediksi nonmigas

Aktual	Prediksi	AP	APE	MAPE
12805.3	11809.42	0.078	0.078	7.63%
10363.2	12096.71	-0.167	0.167	
12292.1	11408.18	0.072	0.072	
12983.1	12000.96	0.076	0.076	
13171.7	11861.88	0.099	0.099	
13562.7	11491.77	0.153	0.153	
11970.6	12473.97	-0.042	0.042	
11904.9	12209.64	-0.026	0.026	
12551.3	12276.18	0.022	0.022	
11641.1	11609.75	0.003	0.003	
12447.9	11849.47	0.048	0.048	
12623.5	12343.66	0.022	0.022	
11627.8	12272.06	-0.055	0.055	
11883.5	11793.77	0.008	0.008	
12653.2	12068.01	0.046	0.046	
12881.5	11986.6	0.069	0.069	
11509.3	11534.56	-0.002	0.002	
12268	11111.39	0.094	0.094	

Dari hasil pada table 5.3 ini didapatkan nilai MAPE yang sangat baik yaitu sebesar 7.63%. Dimana nilai MAPE

dikatakan sangat baik jika nilai *error* yang dihasilkan kurang dari 10%, nilai MAPE dikatakan baik jika nilai *error* yang dihasilkan antara 10% - 25%, sedangkan nilai MAPE dikatakan kurang baik jika nilai *error* yang dihasilkan lebih dari 25%.

6.3.2. Hasil *Testing* Nilai Ekspor Migas di Indonesia

Pada tabel 6.4 akan ditunjukkan hasil prediksi dari nilai Ekspor Migas di Indonesia dengan arsitektur model ANN menggunakan neuron terbaik yaitu 10 buah neuron *hidden layer*. Dimana hasil ini berupa perbandingan antara data actual dengan data hasil prediksi dari data *testing*.

Tabel 6. 4 Perbandingan nilai aktual dengan prediksi migas

Aktual	Prediksi	AP	APE	MAPE
2282.6	2780.966	-0.218	0.218	8.96%
2720.5	2716.698	0.001	0.001	
2414.7	2654.069	-0.099	0.099	
2715.2	2750.539	-0.013	0.013	
2766.9	2554.757	0.077	0.077	
3405.1	2753.021	0.192	0.192	
2501.7	2832.586	-0.132	0.132	
2729.2	2846.252	-0.043	0.043	
2641.3	2683.643	-0.016	0.016	
2651.4	2757.356	-0.040	0.040	
2375.7	2655.256	-0.118	0.118	
2786.0	2570.891	0.077	0.077	
2496.3	2654.580	-0.063	0.063	
2598.2	2748.748	-0.058	0.058	
2622.6	2741.456	-0.045	0.045	
2469.4	2759.516	-0.117	0.117	
2106.9	2581.015	-0.225	0.225	

2353.3	2536.181	-0.078	0.078	
--------	----------	--------	-------	--

Dari hasil pada table 5.4 ini didapatkan nilai MAPE yang sangat baik yaitu sebesar 8.96%. Dimana nilai MAPE dikatakan sangat baik jika nilai *error* yang dihasilkan kurang dari 10%, nilai MAPE dikatakan baik jika nilai *error* yang dihasilkan antara 10% - 25%, sedangkan nilai MAPE dikatakan kurang baik jika nilai *error* yang dihasilkan lebih dari 25%.

6.4. Penentuan Parameter Model Artificial Neural Network

Pada bab sebelumnya telah dijelaskan bagaimana perancangan dari model ANN. Selanjutnya setelah mendapatkan model ANN, maka akan dilakukan uji coba untuk parameter model ANN guna untuk mendapatkan parameter yang paling optimal, dimana pengujian ini dilakukan berfungsi untuk mendapatkan nilai prediksi yang paling baik dengan mengetahui parameter yang optimal untuk model ANN yang digunakan. Parameter dikatakan optimal dengan melihat nilai MAPE yang bernilai minimum, MAPE menunjukkan prosentase akurasi dari hasil prediksi dibandingkan dengan data actual.

Uji coba penentuan parameter ini dilakukan dengan cara melakukan percobaan perubahan nilai beberapa parameter yaitu *epoch*, *momentum*, dan *learning rate*. Untuk *epoch* disini akan di coba dengan nilai antara 300, 500, 1000, 1500, 2000 dan 2500. *Momentum* akan dilakukan uji coba dengan nilai antara 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9. Sedangkan untuk *learning rate* akan dilakukan uji coba dengan nilai antara 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9. Dimana hasil yang didapatkan dari pengujian parameter tersebut akan dibandingkan masing-masing nilai MAPE nya dan tentukan nilai MAPE terkecil pada parameter yang mana, sehingga didapatkan hasil parameter paling optimal.

6.4.1. Uji Coba Parameter Untuk Nilai Ekspor Nonmigas di Indonesia

Tabel 6.5 menunjukkan hasil uji coba terhadap perubahan parameter untuk nilai ekspor Nonmigas, dimana uji coba ini akan menghasilkan parameter yang optimal dengan MAPE terkecil. Pada nilai ekspor Nonmigas ini digunakan model ANN dengan jumlah neuron *hidden layer* sebanyak 15 neuron.

Tabel 6.5 Hasil uji parameter untuk nilai ekspor nonmigas

Epoch	Learning Rate	Momentum	MAPE
500	0.4	0.8	4.502%

6.4.2. Uji Coba Parameter Untuk Nilai Ekspor Migas di Indonesia

Tabel 6.6 menunjukkan hasil uji coba terhadap perubahan parameter untuk nilai ekspor Migas, dimana uji coba ini akan menghasilkan parameter yang optimal dengan MAPE terkecil. Pada nilai ekspor Migas ini digunakan model ANN dengan jumlah neuron *hidden layer* sebanyak 10 neuron.

Tabel 6.6 Hasil uji parameter untuk nilai ekspor migas

Epoch	Learning Rate	Momentum	MAPE
500	0.1	0.6	6.761%

6.5. Prediksi Nilai Ekspor di Indonesia Dengan Model *Artificial Neural Network*

Setelah pengujian parameter optimal dilakukan dan model ANN telah didapatkan, maka akan dilakukan peramalan terkait dengan nilai ekspor Migas dan Nonmigas di Indonesia.

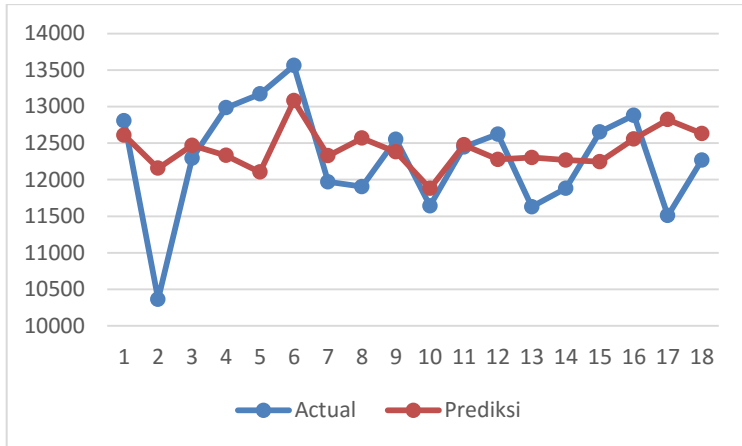
6.5.1. Prediksi Nilai Ekspor Nonmigas Di Indonesia

Dalam proses pelatihan digunakan data sebanyak 78 yang telah dijadikan sebagai variable X. Dimana periode dalam bentuk perbulan dari periode ke-12 hingga ke-89 yaitu dimulai dari bulan Desember 2005 hingga Juni 2011. Sedangkan pada tahap pengujian digunakan data sebanyak 18 .Dimana periode dalam bentuk perbulan dari periode ke-102 hingga ke-119 yaitu dimulai dari bulan Juni 2013 hingga Oktober 2014. Berikut ini adalah tabel hasil dari prediksi untuk nilai ekspor Nonmigas yang diperoleh dari proses *testing* dengan menggunakan parameter yang paling optimal yaitu dengan nilai epoch 500 ,momentum 0.8, dan learning rate 0.4:

Tabel 6 .7 Hasil prediksi nilai ekspor nonmigas

Actual	Prediksi	AP	APE	MAPE
12805.3	12608.55	0.015	0.015	4.50%
10363.2	12156.35	-0.173	0.173	
12292.1	12468.93	-0.014	0.014	
12983.1	12330.48	0.050	0.050	
13171.7	12104.68	0.081	0.081	
13562.7	13080.73	0.036	0.036	
11970.6	12325.97	-0.030	0.030	
11904.9	12567.14	-0.056	0.056	
12551.3	12380.21	0.014	0.014	
11641.1	11880.61	-0.021	0.021	
12447.9	12475.22	-0.002	0.002	
12623.5	12277.23	0.027	0.027	
11627.8	12303.46	-0.058	0.058	
11883.5	12267.82	-0.032	0.032	
12653.2	12246.97	0.032	0.032	
12881.5	12557.03	0.025	0.025	
11509.3	12822.88	-0.114	0.114	
12268.0	12632.38	-0.030	0.030	

Pada gambar 6.3 ditunjukkan grafik perbandingan antara hasil prediksi dengan data aktual dari nilai ekspor Nonmigas di Indonesia.



Gambar 6. 3 Grafik perbandingan nilai aktual dengan prediksi nonmigas

6.5.2. Prediksi Nilai Ekspor Migas Di Indonesia

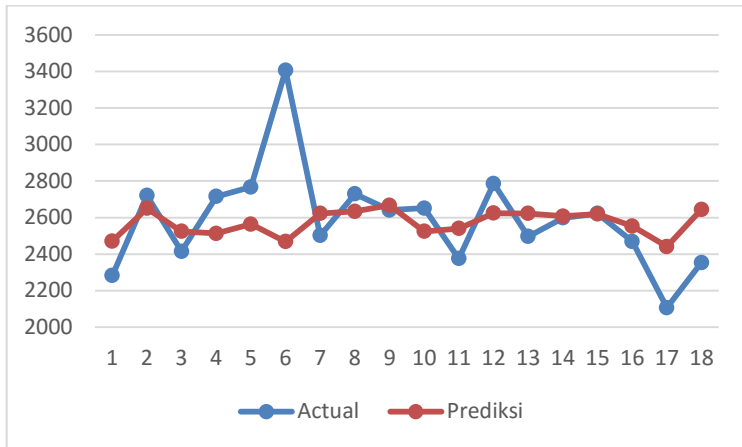
Dalam proses pelatihan digunakan data sebanyak 78 yang telah dijadikan sebagai variable X. Dimana periode dalam bentuk perbulan dari periode ke-12 hingga ke-78 yaitu dimulai dari bulan Desember 2005 hingga Juni 2011. Sedangkan pada tahap pengujian digunakan data sebanyak 18 .Dimana periode dalam bentuk perbulan dari periode ke-102 hingga ke-119 yaitu dimulai dari bulan Juni 2013 hingga Oktober 2014. Berikut ini adalah tabel hasil dari prediksi untuk nilai ekspor Migas yang diperoleh dari proses *testing* dengan menggunakan parameter yang paling optimal yaitu dengan nilai epoch 1500, momentum 0.6, dan learning rate 0.1:

Tabel 6 .8 Hasil prediksi nilai ekspor migas

Actual	Prediksi	AP	APE	MAPE
2282.6	2471.375	-0.083	0.083	6.76%

2720.5	2650.714	0.026	0.026	
2414.7	2524.85	-0.046	0.046	
2715.2	2512.986	0.074	0.074	
2766.9	2564.236	0.073	0.073	
3405.1	2468.142	0.275	0.275	
2501.7	2622.398	-0.048	0.048	
2729.2	2634.364	0.035	0.035	
2641.3	2666.819	-0.010	0.010	
2651.4	2524.719	0.048	0.048	
2375.7	2540.543	-0.069	0.069	
2786.0	2624.116	0.058	0.058	
2496.3	2622.391	-0.051	0.051	
2598.2	2607.372	-0.004	0.004	
2622.6	2619.116	0.001	0.001	
2469.4	2553.733	-0.034	0.034	
2106.9	2441.578	-0.159	0.159	
2353.3	2644.695	-0.124	0.124	

Pada gambar 6.4 ditunjukkan grafik perbandingan antara hasil prediksi dengan data aktual dari nilai ekspor Migas di Indonesia.



Gambar 6.4 Grafik perbandingan nilai aktual dengan prediksi migas

(halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini, peneliti akan memberikan kesimpulan dan saran tentang hasil yang diperoleh dari seluruh proses pengerjaan tugas akhir ini.

7.1. Kesimpulan

Dari hasil pengerjaan tugas akhir, maka peneliti dapat menarik kesimpulan yaitu sebagai berikut :

1. Dimana model *Artificial Neural Network* dapat diterapkan untuk melakukan peramalan terhadap nilai ekspor migas dan nonmigas di Indonesia.
2. Perancangan model ANN untuk memprediksi nilai ekspor Migas dan Nonmigas menghasilkan arsitektur jaringan ANN dengan 1 lapisan *hidden layer* yaitu sebagai berikut :
 - Nilai Ekspor Nonmigas
12 - 15 - 1 (1 neuron *input*, 15 neuron *hidden layer*, dan 1 neuron *output*)
 - Nilai Ekspor Migas
12 - 10 - 1 (1 neuron *input*, 10 neuron *hidden layer*, dan 1 neuron *output*)
3. Dari hasil ujicoba parameter yang telah dilakukan, maka didapatkan hasil parameter yang paling optimal yaitu :
 - Nilai Ekspor Nonmigas
Epoch 500 ,momentum 0.8, dan learning rate 0.4 yang menghasilkan MAPE sebesar 4.502%. Sehingga dengan parameter terbaik yang didapat tersebut menunjukan model ini cocok untuk meramalkann nilai ekspor nonmigas dengan nilai MAPE bernilai baik.
 - Nilai Ekspor Migas

Epoch 1500, momentum 0.6, dan learning rate 0.1 yang menghasilkan MAPE sebesar 6.761%. Sehingga dengan parameter terbaik yang didapat tersebut menunjukkan model ini cocok untuk meramalkan nilai ekspor nonmigas dengan nilai MAPE bernilai baik.

7.2. Saran

Dalam pengerjaan tugas akhir ini masih terdapat hal-hal yang harus diperbaiki. Maka dari itu, peneliti memberikan beberapa saran yang dapat menjadi bahan pertimbangan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Adapun saran dari peneliti yaitu :

1. Penelitian ini masih menggunakan kode program yang harus di aplikasikan ke dalam Matlab satu persatu. Oleh karena itu, dapat dikembangkan sebuah aplikasi yang dapat mengaplikasikan langsung hasil peramalan nilai ekspor migas dan nonmigas di Indonesia.
2. Pada penelitian ini masih sampai tahapan peramalan dengan membandingkan nilai aktual ekspor migas dan nonmigas dengan hasil prediksi. Sehingga untuk kedepannya lebih baik dilakukan peramalan untuk periode bulan kedepannya agar dapat membantu menentukan pengambilan keputusan oleh pemerintah ketika telah mengetahui nilai ekspor migas dan nonmigas kedepannya.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

(halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN A

Lampiran ini berisikan data actual dari nilai ekspor migas dan nonmigas dari periode Januari 2005 hingga Desember 2014.

Tabel A. 1 Data aktual nilai migas dan nonmigas

Bulan, Tahun	Ekspor Nonmigas (Dalam Juta US\$)	Ekspor Migas (Dalam Juta US\$)
Januari/January	4907.7	1224.6
Pebruari/February	5039.6	1342
Maret/March	5590	1774.7
April/April	5221.6	1569.1
Mei/May	5781.7	1403.5
Juni/June	5377.4	1516.7
Juli/July	5529.3	1624.7
Agustus/August	5477	1797.8
September/September	5802.1	1719.9
Oktober/October	6131.7	1819.7
Nopember/November	5271.8	1613.7
Desember/December	6298.5	1825.2
2005	66428.4	19231.6
Januari/January	5733.8	1824.8
Pebruari/February	5760.3	1637.2
Maret/March	5750.5	1697.9
April/April	5929.4	1668.7
Mei/May	6552.9	1789.1
Juni/June	6709	1774.4
Juli/July	6766.7	2056.2
Agustus/August	7042.5	1845.1
September/September	7190.4	1591.9
Oktober/October	7132.3	1584

Nopember/November	7173.2	1750
Desember/December	7622.5	1874.4
2006	79363.5	21093.7
Januari/January	6746.1	1538.7
Pebruari/February	6826.7	1360.4
Maret/March	7294.8	1716.2
April/April	7416.4	1512.8
Mei/May	7988.2	1798.4
Juni/June	7751.5	1805.6
Juli/July	8243.2	1796.5
Agustus/August	7656.3	1878.6
September/September	7543.8	1975.3
Oktober/October	8270.1	1980.2
Nopember/November	7812.5	2123.8
Desember/December	8369.8	2572.1
2007	91919.4	22058.6
Januari/January	8947.8	2243.8
Pebruari/February	8151.4	2381.1
Maret/March	9241.7	2767.2
April/April	8440.5	2481.2
Mei/May	9684.8	3225.5
Juni/June	9823.4	2995
Juli/July	9645.3	2882.6
Agustus/August	9510.5	2956.3
September/September	9821.7	2455.5
Oktober/October	8904.4	1885.5
Nopember/November	8220.2	1445.5
Desember/December	7489.5	1407
2008	107881.2	29126.2
Januari/January	6254.6	1025.5

Pebruari/February	6109.9	1024.4
Maret/March	7333.1	1281.6
April/April	7200	1254
Mei/May	8072.1	1136.7
Juni/June	7929.4	1452.1
Juli/July	8195.2	1488.9
Agustus/August	8890.2	1653.6
September/September	8092.9	1749.7
Oktober/October	10131.2	2111.5
Nopember/November	8438	2337.4
Desember/December	10845.2	2502.9
2009	97491.8	19018.3
Januari/January	9251	2344.9
Pebruari/February	8991.2	2175.3
Maret/March	10605.8	2168.6
April/April	9830.6	2204.6
Mei/May	10249.9	2369.2
Juni/June	10428.6	1901.5
Juli/July	10605.5	1881.4
Agustus/August	11733	1993.5
September/September	10098.7	2082.9
Oktober/October	11557.7	2841.9
Nopember/November	12586.3	2751.9
Desember/December	13511	3318.8
2010	129449.3	28034.5
Januari/January	11991.2	2615
Pebruari/February	11802.8	2612.5
Maret/March	13304.1	3061.9
April/April	12929.5	3592
Mei/May	14214.6	4072.8

Juni/June	14795.9	3591
Juli/July	13616	3802.5
Agustus/August	14556.2	4091.6
September/September	13612.4	3931
Oktober/October	13895	3062.7
Nopember/November	13712.7	3522.8
Desember/December	13592.7	3485
2011	162023.1	41440.8
Januari/January	12425.5	3142.6
Pebruari/February	12339.9	3355.5
Maret/March	13765.4	3486.1
April/April	12612.5	3560.7
Mei/May	13104.6	3724.9
Juni/June	12541.8	2899.7
Juli/July	13165.4	2919.7
Agustus/August	11264	2783
September/September	13127.6	2770.5
Oktober/October	12669.4	2650.6
Nopember/November	13599.9	2717
Desember/December	12427	2966.9
2012	153043	36977.2
Januari/January	12448.1	2653.7
Pebruari/February	12448.1	2567.5
Maret/March	12096.3	2928.3
April/April	12308.9	2452
Mei/May	13207.1	2926.3
Juni/June	11958.5	2800.4
Juli/July	12805.3	2282.6
Agustus/August	10363.2	2720.5
September/September	12292.1	2414.7

Oktober/October	12983.1	2715.2
Nopember/November	13171.7	2766.9
Desember/December	13562.7	3405.1
2013	149645.1	32633.2
Januari/January	11970.6	2501.7
Pebruari/February	11904.9	2729.2
Maret/March	12551.3	2641.3
April/April	11641.1	2651.4
Mei/May	12447.9	2375.7
Juni/June	12623.5	2786
Juli/July	11627.8	2496.3
Agustus/August	11883.5	2598.2
September/September	12653.2	2622.6
Oktober/October	12881.5	2469.4
Nopember/November	11509.3	2106.9
Desember/December	12268	2353.3
2014	145962.6	30332

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN B

Lampiran ini berisikan hasil uji coba parameter yaitu dengan epoch 300-250, learning rate 0.1-0.9 dan Momentum 0.5-0.9

1. Uji Parameter Nilai Ekspor Migas

Tabel B.1 Hasil uji parameter nilai ekspor migas

Epoch	Learning Rate	Momentum	MAPE
300	0.1	0.5	9.800%
	0.2		9.273%
	0.3		5.859%
	0.4		18.266%
	0.5		7.245%
	0.6		9.426%
	0.7		6.910%
	0.8		6.509%
	0.9		6.675%
	0.1	0.6	6.460%
	0.2		9.832%
	0.3		6.987%
	0.4		5.059%
	0.5		8.055%
	0.6		5.781%
	0.7		6.777%
	0.8		5.726%
	0.9		5.604%
	0.1	0.7	13.041%
	0.2		8.152%

B-2

	0.3		8.935%
	0.4		6.554%
	0.5		8.565%
	0.6		10.188%
	0.7		4.577%
	0.8		9.697%
	0.9		7.260%
	0.1	0.8	18.896%
	0.2		6.124%
	0.3		5.341%
	0.4		5.948%
	0.5		9.800%
	0.6		10.377%
	0.7		7.263%
	0.8		7.079%
	0.9		10.138%
	0.1	0.9	8.306%
	0.2		8.395%
	0.3		7.650%
	0.4		12.199%
	0.5		9.729%
	0.6		5.793%
	0.7		6.750%
	0.8		11.046%
	0.9		5.958%
500	0.1	0.5	6.795%
	0.2		5.892%
	0.3		12.344%
	0.4		6.110%
	0.5		4.944%

	0.6		5.803%
	0.7		6.117%
	0.8		6.714%
	0.9		9.893%
	0.1	0.6	10.388%
	0.2		5.958%
	0.3		8.820%
	0.4		12.293%
	0.5		6.725%
	0.6		5.535%
	0.7		6.591%
	0.8		8.935%
	0.9		7.727%
	0.1	0.7	6.305%
	0.2		8.610%
	0.3		7.548%
	0.4		15.695%
	0.5		7.588%
	0.6		10.507%
	0.7		5.571%
	0.8		5.847%
	0.9		5.534%
	0.1	0.8	5.239%
	0.2		7.492%
	0.3		20.900%
	0.4		4.502%
	0.5		17.319%
	0.6		8.561%
	0.7		15.657%
	0.8		10.571%

B-4

	0.9		6.708%
	0.1	0.9	8.298%
	0.2		9.622%
	0.3		10.091%
	0.4		6.950%
	0.5		6.338%
	0.6		6.628%
	0.7		10.336%
	0.8		6.769%
	0.9		6.605%
1000	0.1	0.5	6.338%
	0.2		24.751%
	0.3		9.188%
	0.4		10.725%
	0.5		7.044%
	0.6		6.138%
	0.7		5.493%
	0.8		7.015%
	0.9		6.568%
	0.1	0.6	6.793%
	0.2		7.742%
	0.3		9.099%
	0.4		7.447%
	0.5		9.994%
	0.6		5.683%
	0.7		10.769%
	0.8		5.684%
	0.9		6.147%
	0.1	0.7	10.634%
	0.2		14.441%

	0.3		7.437%
	0.4		12.263%
	0.5		8.912%
	0.6		9.661%
	0.7		10.397%
	0.8		17.089%
	0.9		5.865%
	0.1	0.8	7.372%
	0.2		8.102%
	0.3		13.187%
	0.4		9.903%
	0.5		12.383%
	0.6		9.219%
	0.7		11.131%
	0.8		8.506%
	0.9		9.801%
	0.1	0.9	10.304%
	0.2		10.296%
	0.3		6.022%
	0.4		7.962%
	0.5		12.542%
	0.6		7.195%
	0.7		6.595%
	0.8		5.082%
	0.9		7.108%
1500	0.1	0.5	5.654%
	0.2		9.116%
	0.3		7.148%
	0.4		9.356%
	0.5		14.344%

	0.6		5.638%
	0.7		8.394%
	0.8		9.037%
	0.9		6.971%
	0.1	0.6	8.065%
	0.2		9.457%
	0.3		9.826%
	0.4		9.788%
	0.5		9.916%
	0.6		9.252%
	0.7		15.832%
	0.8		7.777%
	0.9		6.653%
	0.1	0.7	11.393%
	0.2		9.451%
	0.3		9.119%
	0.4		9.930%
	0.5		7.162%
	0.6		7.237%
	0.7		5.293%
	0.8		15.472%
	0.9		9.054%
	0.1	0.8	4.927%
	0.2		16.916%
	0.3		8.027%
	0.4		6.388%
	0.5		9.631%
	0.6		6.581%
	0.7		6.654%
	0.8		6.427%

	0.9		5.775%
	0.1	0.9	5.757%
	0.2		6.533%
	0.3		5.283%
	0.4		5.616%
	0.5		6.046%
	0.6		5.531%
	0.7		5.290%
	0.8		5.558%
	0.9		5.704%
2000	0.1	0.5	6.897%
	0.2		9.331%
	0.3		6.500%
	0.4		5.049%
	0.5		6.804%
	0.6		5.777%
	0.7		13.950%
	0.8		4.613%
	0.9		7.597%
	0.1	0.6	7.017%
	0.2		7.426%
	0.3		11.576%
	0.4		9.174%
	0.5		4.903%
	0.6		11.232%
	0.7		21.953%
	0.8		6.696%
	0.9		5.288%
	0.1	0.7	8.684%
	0.2		5.183%

	0.3		6.614%
	0.4		7.108%
	0.5		5.470%
	0.6		9.074%
	0.7		7.486%
	0.8		6.475%
	0.9		6.352%
	0.1	0.8	11.831%
	0.2		5.637%
	0.3		6.315%
	0.4		4.790%
	0.5		6.639%
	0.6		9.193%
	0.7		6.590%
	0.8		6.974%
	0.9		8.247%
	0.1	0.9	10.908%
	0.2		7.718%
	0.3		7.509%
	0.4		7.526%
	0.5		10.811%
	0.6		6.409%
	0.7		10.251%
	0.8		6.800%
	0.9		12.381%
2500	0.1	0.5	11.138%
	0.2		8.382%
	0.3		7.384%
	0.4		7.550%
	0.5		6.935%

	0.6		5.051%
	0.7		16.452%
	0.8		5.991%
	0.9		11.256%
	0.1	0.6	11.418%
	0.2		8.270%
	0.3		6.802%
	0.4		8.478%
	0.5		14.854%
	0.6		11.159%
	0.7		5.161%
	0.8		6.627%
	0.9		5.155%
	0.1	0.7	5.939%
	0.2		8.472%
	0.3		9.114%
	0.4		8.082%
	0.5		8.291%
	0.6		5.530%
	0.7		8.650%
	0.8		8.804%
	0.9		5.664%
	0.1	0.8	6.125%
	0.2		5.416%
	0.3		10.478%
	0.4		12.692%
	0.5		5.427%
	0.6		10.233%
	0.7		5.859%
	0.8		5.524%

	0.9		7.112%
	0.1	0.9	10.728%
	0.2		5.889%
	0.3		5.618%
	0.4		7.876%
	0.5		9.641%
	0.6		6.131%
	0.7		6.011%
	0.8		10.342%
	0.9		10.424%

2. Uji Parameter Nilai Ekspor Nonmigas

Tabel B .2 Hasil uji parameter nilai ekspor nonmigas

Epoch	Learning Rate	Momentum	MAPE
300	0.1	0.5	8.961%
	0.2		8.130%
	0.3		22.148%
	0.4		7.658%
	0.5		8.996%
	0.6		10.358%
	0.7		10.886%
	0.8		17.604%
	0.9		20.523%
	0.1	0.6	17.838%
	0.2		22.123%
	0.3		7.547%
	0.4		12.789%
	0.5		21.320%
	0.6		8.846%
	0.7		8.615%

	0.8		12.485%
	0.9		19.500%
	0.1	0.7	8.324%
	0.2		11.539%
	0.3		9.909%
	0.4		8.869%
	0.5		13.953%
	0.6		9.705%
	0.7		10.178%
	0.8		9.593%
	0.9		11.020%
	0.1	0.8	19.652%
	0.2		14.657%
	0.3		9.600%
	0.4		8.846%
	0.5		8.795%
	0.6		8.086%
	0.7		13.234%
	0.8		8.288%
	0.9		10.268%
	0.1	0.9	11.049%
	0.2		9.779%
	0.3		10.197%
	0.4		8.915%
	0.5		7.496%
	0.6		6.898%
	0.7		13.647%
	0.8		8.795%
	0.9		17.063%
500	0.1	0.5	8.386%

	0.2		8.481%
	0.3		8.925%
	0.4		15.250%
	0.5		9.069%
	0.6		8.383%
	0.7		12.767%
	0.8		19.034%
	0.9		8.474%
	0.1	0.6	16.871%
	0.2		9.612%
	0.3		18.278%
	0.4		11.026%
	0.5		16.655%
	0.6		8.618%
	0.7		8.982%
	0.8		10.628%
	0.9		7.545%
	0.1	0.7	8.206%
	0.2		13.261%
	0.3		10.105%
	0.4		7.270%
	0.5		10.371%
	0.6		8.639%
	0.7		8.244%
	0.8		18.884%
	0.9		11.613%
	0.1	0.8	17.210%
	0.2		23.769%
	0.3		18.267%
	0.4		12.707%

	0.5		22.660%
	0.6		9.494%
	0.7		8.191%
	0.8		13.729%
	0.9		19.606%
	0.1	0.9	20.251%
	0.2		17.104%
	0.3		15.863%
	0.4		12.523%
	0.5		12.523%
	0.6		10.082%
	0.7		29.076%
	0.8		8.436%
	0.9		15.016%
1000	0.1	0.5	17.421%
	0.2		8.306%
	0.3		13.681%
	0.4		10.800%
	0.5		7.926%
	0.6		16.489%
	0.7		10.517%
	0.8		9.218%
	0.9		21.412%
	0.1	0.6	7.778%
	0.2		12.761%
	0.3		9.404%
	0.4		8.682%
	0.5		12.092%
	0.6		27.881%
	0.7		8.781%

	0.8		19.308%
	0.9		9.059%
	0.1	0.7	12.087%
	0.2		8.183%
	0.3		12.044%
	0.4		7.221%
	0.5		9.774%
	0.6		7.533%
	0.7		15.240%
	0.8		10.294%
	0.9		8.533%
	0.1	0.8	26.931%
	0.2		15.754%
	0.3		8.674%
	0.4		11.715%
	0.5		10.442%
	0.6		8.751%
	0.7		9.855%
	0.8		35.633%
	0.9		10.638%
	0.1	0.9	12.568%
	0.2		8.661%
	0.3		7.074%
	0.4		12.989%
	0.5		8.961%
	0.6		28.282%
	0.7		10.832%
	0.8		10.691%
	0.9		9.818%
1500	0.1	0.5	8.905%

	0.2		16.639%
	0.3		18.734%
	0.4		8.838%
	0.5		11.244%
	0.6		7.628%
	0.7		21.908%
	0.8		10.378%
	0.9		11.728%
	0.1	0.6	6.761%
	0.2		14.394%
	0.3		8.369%
	0.4		7.703%
	0.5		15.300%
	0.6		20.366%
	0.7		17.596%
	0.8		9.467%
	0.9		10.290%
	0.1	0.7	9.484%
	0.2		14.830%
	0.3		11.367%
	0.4		14.183%
	0.5		7.728%
	0.6		32.252%
	0.7		9.983%
	0.8		6.988%
	0.9		15.533%
	0.1	0.8	7.775%
	0.2		19.993%
	0.3		8.890%
	0.4		8.063%

	0.5		9.052%
	0.6		17.320%
	0.7		14.165%
	0.8		11.389%
	0.9		8.081%
	0.1	0.9	8.480%
	0.2		7.939%
	0.3		16.301%
	0.4		16.208%
	0.5		10.851%
	0.6		9.605%
	0.7		13.114%
	0.8		12.556%
	0.9		13.363%
2000	0.1	0.5	8.961%
	0.2		8.130%
	0.3		27.271%
	0.4		7.658%
	0.5		22.148%
	0.6		8.996%
	0.7		10.358%
	0.8		10.886%
	0.9		17.604%
	0.1	0.6	20.523%
	0.2		17.838%
	0.3		22.123%
	0.4		16.093%
	0.5		7.547%
	0.6		8.961%
	0.7		21.320%

	0.8		12.789%
	0.9		12.485%
	0.1	0.7	19.500%
	0.2		8.324%
	0.3		11.539%
	0.4		9.909%
	0.5		8.869%
	0.6		7.188%
	0.7		13.953%
	0.8		9.705%
	0.9		10.178%
	0.1	0.8	9.593%
	0.2		11.020%
	0.3		19.652%
	0.4		14.657%
	0.5		9.600%
	0.6		11.746%
	0.7		8.846%
	0.8		8.795%
	0.9		8.086%
	0.1	0.9	9.531%
	0.2		8.288%
	0.3		10.268%
	0.4		9.817%
	0.5		11.049%
	0.6		9.779%
	0.7		10.197%
	0.8		8.915%
	0.9		7.496%
2500	0.1	0.5	15.250%

	0.2		9.069%
	0.3		8.383%
	0.4		12.767%
	0.5		19.034%
	0.6		8.474%
	0.7		16.871%
	0.8		9.612%
	0.9		11.026%
	0.1	0.6	10.371%
	0.2		8.639%
	0.3		18.884%
	0.4		8.244%
	0.5		11.613%
	0.6		17.210%
	0.7		23.769%
	0.8		18.267%
	0.9		12.707%
	0.1	0.7	22.660%
	0.2		9.494%
	0.3		8.191%
	0.4		13.729%
	0.5		19.606%
	0.6		20.251%
	0.7		17.104%
	0.8		15.863%
	0.9		12.523%
	0.1	0.8	12.523%
	0.2		10.082%
	0.3		8.961%
	0.4		8.130%

	0.5		27.271%
	0.6		7.658%
	0.7		22.148%
	0.8		8.996%
	0.9		10.358%
	0.1	0.9	10.886%
	0.2		17.604%
	0.3		20.523%
	0.4		17.838%
	0.5		22.123%
	0.6		16.093%
	0.7		7.547%
	0.8		8.961%
	0.9		21.320%

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Merriam-Webster's, *Collegiate Dictionary*. 11th ed. 2003. USA: Merriam-Webster's, 2003.
- [2] Adam Biarangga. (2011, May) Kegiatan Ekspor non Migas Indonesia. [Online]. <https://adambiarangga.wordpress.com/2011/05/10/kegiatan-ekspor-non-migas-indonesia/>
- [3] K. P. R. Indonesia. (2014) Negara Tujuan Ekspor 10 Komoditi Utama. [Online]. <http://www.kemendag.go.id/id/economic-profile/10-main-and-potential-commodities/10-main-commodities>
- [4] Supriyadi Pro. Komoditas ekspor (export) Indonesia (migas dan nonmigas). [Online]. <http://www.sejarah-negara.com/2014/11/komoditas-ekspor-export-indonesia-migas.html>
- [5] I Vero. (2015, Mar.) Perekonomian di Indonesia. [Online]. <https://intanvero.wordpress.com/2015/03/>
- [6] Ekspor Impor Indonesia. (2014, Oct.) Komoditi Utama Ekspor Indonesia dan Komoditi Ekspor Alternatif. [Online]. <http://eksporimpor.co/news-update/komoditi-utama-ekspor-indonesia-dan-komoditi-ekspor-alternatif.html>
- [7] Kementrian Perindustrian Republik Indonesia. Perkembangan Ekspor Indonesia Berdasarkan Sektor. [Online]. <http://www.kemenperin.go.id/statistik/peran.php?ekspor=1>
- [8] Assauri Sofyan, *Teknik dan Metode Peramalan*. Jakarta: Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia, 1984.
- [9] Makridakis, "International Journal of Forecasting," p. 519, 1988.
- [10] Wheelwright, Steven C., Hyndman, Rob J. F Spyros

-] Makridakis, *Forecasting : Methods and Applications 3rd edition.*: John Wiley & Sons, 1998.
- [11 M.J Zurada, *Introduction To Artificial Neural Systems.*
] Boston: PWS, 1992.
- [12 Rojas R, *Neural Networks A Systematic Introduction.*
] Germany , 1996.
- [13 D.A Bong Joseph A, *Application of Neural Network in*
] *User Authenticaiton for Smart Home System.*: World
Academy of Science, Engingeering and Technology 53.,
2009.
- [14 Micheline Kamber Jiawei Han, *Data Mining Concepts*
] *and Techniques.* USA, 2011.
- [15 Sivanandam S N, *Introduction to Artificial Neural*
] *Network.* New Delhi: Vikas Publication House, 2009.

BIODATA PENULIS



Penulis dari Tugas Akhir ini bernama Nella Amalina. Lahir di Jakarta pada tanggal 04 Maret 1994. Penulis merupakan anak kedua dari dua bersaudara. Setelah menempuh pendidikan formal di TK Baitulrahhim, SDN 15 Pagi Pondok Bambu, SMPN 6 Jakarta, dan juga SMAN 44 Jakarta, penulis melanjutkan pendidikan ke perguruan tinggi di Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut

Teknologi Sepuluh Nopember pada tahun 2012. Selama masa perkuliahan yang dijalani penulis, penulis aktif sebagai anggota Unit Kegiatan Mahasiswa Sepakbola ITS dan berkesempatan menjadi Kepala Divisi Futsal Putri. Selama aktif dalam UKM, penulis memiliki banyak pengalaman dalam bidang olahraga futsal seperti beberapa kali mengikuti turnamen di tingkat Nasional. Selain itu, penulis juga mengisi masa perkuliahan akhir dengan menjadi asisten mata kuliah Perencanaan Sumber Daya Perusahaan. Penulis dalam pengerjaan tugas akhir ini terdaftar sebagai mahasiswa di laboratorium Penggalian Data dan Intelengensia Bisnis dengan topic Peramalan. Semoga penelitian tugas akhir ini dapat memberikan manfaat yang positif untuk semua pihak yang terkait.

(halaman ini sengaja dikosongkan)